Detection of Abnormal DC High Voltage Power Sensing Features in New Energy Vehicle Power Batteries Using *K*-Means Algorithm *

XIA Xun[1*], LI Jianhua[2]

(1.School of Artificial Intelligence and Big Data College, Luzhou Vocational and Technical College, Luzhou Sichuan 646000, China;
2.State Key Laboratory of Public Big Data, College of Computer Science and Technology,
Guizhou University, Guiyang Guizhou 550025, China)

Abstract: Due to the large amount of sensing data involved in the monitoring process of new energy vehicle power batteries, current methods are difficult to quickly and accurately identify outliers, i.e. potential abnormal sensing features, in massive amounts of data. To this end, a new energy vehicle power battery abnormal sensing feature detection method is proposed by combining the *K*-Means algorithm. Hall sensors are used to collect battery power variable parameters, bidirectional transmission long short-term neural networks are used to correct missing or delayed data updates, the corrected data are input into the *K*-Means algorithm, and Euclidean clustering based on current and voltage variable points is performed to cluster centers. Outliers that are not within the cluster are extracted, an abnormal fluctuation coefficient threshold is set, and if the coefficient of outliers is greater than the threshold, it is determined as an abnormal sensing feature of the DC high voltage power of the power battery. The simulation results show that achieves the voltage linearity degree of 0.102%, the maximum absolute error of 3.214 V, and the measurement precision of 98.65% when the battery is in −40 ℃ environment, demonstrating that is can accurately detect abnormal sensing features and improve user travel efficiency and convenience.

Key words: power battery; abnormal sensing feature detection; *K*-Means algorithm; new energy vehicles; DC high voltage electricity
EEACC: 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2026.09.022

K-Means 算法下新能源汽车动力电池直流高压电量异常传感特征检测 *

夏 汛[1*], 李建华[2]

(1.泸州职业技术学院人工智能与大数据学院, 四川 泸州 646000;
2.贵州大学计算机科学与技术学院公共大数据国家重点实验室, 贵州 贵阳 550025)

摘 要: 由于在新能源汽车动力电池监测过程中涉及大量的传感数据, 当前方法难以在海量数据中快速并准确地识别出离群点, 即潜在的异常传感特征。为此, 结合 *K*-Means 算法, 提出一种新能源汽车动力电池电量异常传感特征检测方法。使用霍尔传感器采集电池电量变量参数, 利用双向传输长短期神经网络修正缺失或者更新延迟数据, 将修正后数据输入 *K*-Means 算法中, 基于电流电压变量点到簇心的欧氏距离聚类。提取出未在簇内的离群点, 设置异常波动系数阈值, 若离群点系数大于阈值, 则判定为动力电池直流高压电量异常传感特征。仿真结果显示, 电池在−40 ℃环境下, 所提方法的电压线性度、最大绝对误差与测量精度分别为 0.102%、3.214 V 和 98.65%, 证明所提方法可以精准检测出异常传感特征, 提高用户的出行效率和便利性。

关键词: 动力电池; 异常传感特征检测; *K*-Means 算法; 新能源汽车; 直流高压电量;
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2026)09-2100-06

响应低碳绿色理念, 我国新能源汽车持有量逐年增加, 核心动力电池会持续输出直流高压电, 这是车辆行驶的主要能源[1-2]。但是在电池的工作过程中, 可能会出现一些异常情况, 如过充、过放、温度异常等, 都会对电池的性能和寿命产生影响, 进而影响新能源汽车驾驶安全性。因此, 需要对电池的直流高压电量进行实时监测, 便于及时发现电池的异常情况, 并进行相应的处理, 也能保障车辆行驶的安全。

动力电池电量异常检测成为当前热点研究课题, 例如: 刘启全等[3]重点将电压变化率作为电池异常特征检测的依据, 基于评估系数量化电压波动, 实现检测。在实际应用中发现, 影响电压的因素很多, 温度、行驶路况等都会导致电池电压出现波动, 因此方法得出的检测结果虚报率高, 应用价值低。曾建邦等[4]针对电池电量波动不一致问题, 使用聚类算法动态划分数据区块, 得出离群异常点向量, 实现检测。但是方法未设置离群阈值, 难以快速检测出异常单体, 实时性差。Shin 等[5]基于无监督深度

项目来源: 四川省科学技术厅(21CXJDPT0001); 泸州市科技计划项目(2023JYJ070)
收稿日期: 2024-08-02 **修改日期**: 2024-08-28

学习模型,计算电池电压和电流之间存在的强相关性,检测异常特征。可无监督深度学习模型需要大量数据进行训练,前期的迭代寻优效果差,检测精度低。Zhou 等[6]将自适应神经模糊推理系统和高斯回归模型融合,对电池电压数据进行离线检测,基于回归映射得出异常点。但该方法高斯过程回归过程过于复杂,相关参数耦合性高,对承载算法硬件有极高的要求,导致适用范围低。

针对上述研究存在的不足和出现的问题,本文使用霍尔传感器采集电池电量相关参数,并通过双向传输长短期神经网络去除缺失和无效数据,降低外界无关因素对检测结果的影响,基于 *K*-Means 动态聚类,输出无簇离群点,实现新能源汽车动力电池直流高压电量异常传感特征检测。

1　基于霍尔传感器的新能源汽车动力电池数据修正

动力电池是新能源汽车中的关键部件,其运行状态直接影响车辆的安全。通过实时监测电池的电压、电流、温度等参数,可以及时发现异常情况,预防电池过热、短路等安全隐患。为获取全面准确新能源汽车动力电池电压信息,使用霍尔传感器采集电池电流电压数据[7],测量原理为通过霍尔效应测量电池的电流和电压,当电流通过位于磁场中的导体时,会在导体两侧产生电势差,这个现象称为霍尔效应。在新能源汽车中,由于动力电池的工作状态受多种因素影响,其传感数据相比普通传感数据具有更高的复杂度和多样性。而霍尔传感器被设计为能够感应电池产生的磁场变化,并将其转换为与电池电流或电压成比例的电信号输出。这种转换方式使数据采集过程简便且直接[8]。并且考虑到电池电量异常受到温度、车辆震动等多种环境因素影响,使用闭环霍尔传感器测量模式获取数据,可最小化测量转换误差[9]。霍尔传感器接线如图 1 所示。

动力电池的性能和安全性对传感数据的精度和实时性有更高的要求,任何微小的误差或延迟都会

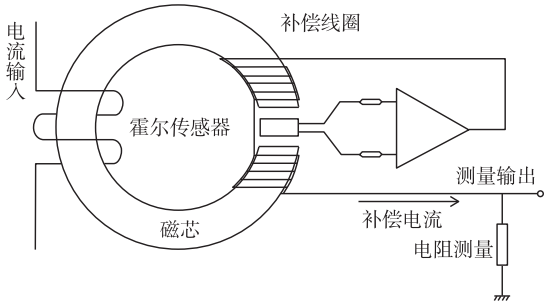


图 1　霍尔传感器接线图

导致严重后果。为了最小化测量转换误差,特别是在电池电量受到温度、车辆震动等多种环境因素影响的情况下,采用闭环霍尔传感器测量模式是一个有效的解决方案。闭环霍尔传感器通过引入反馈机制,不断调整输出信号以匹配实际测量值,从而减小因环境因素引起的误差。这种测量模式提高了测量的准确性和稳定性。基于霍尔传感器获取新能源汽车动力电池电压数据:

$$N\times V_1=n\times V_2 \tag{1}$$

式中:N 表示传感器原边线圈匝数,V_1 表示电池原边电量,n 表示副边线圈匝数,V_2 表示副边补偿电量。电流数据传感采集过程与电压一致。

由于新能源汽车动力电池的性能受温度、湿度等环境因素影响较大,因此传感数据也表现出较强的非线性和多样性以及环境敏感性强等特点,导致传感器得到的数据中存在缺失或者更新延迟,为此检测方法使用数据驱动法中的递归最小二乘法(Recursive Least Square,RLS)校正传感器异常数据[10]。为了强化匹配效果,引入自学习能力强的长短期神经网络(Long Short-Term Memory,LSTM)[11-12],LSTM 通过引入遗忘门、输入门和输出门,可以有效解决循环神经网络在处理长序列数据时的问题,捕捉长期依赖关系,非常适合处理时间序列数据和需要长期记忆的任务。通过网络中多个门处理海量的电量传感数据,还可以根据主动遗忘机制消除梯度爆炸和梯度消失等问题。LSTM 的基本单元的函数表达式为:

$$\begin{cases} f=\mathrm{sigm}(W_{xf}x+W_{of}o_{i-1}+V_1) \\ i=\mathrm{sigm}(W_{xi}x+W_{oi}o_{i-1}+V_1) \\ z=\mathrm{sigm}(W_{xz}x+W_{oz}o_{i-1}+V_2) \\ c=\tanh(W_{xc}x+W_{oc}o_{i-1}+V_2) \\ X_i=f\times X_{i-1}\times o+i\times c \\ o=z\times\tanh(X_i) \end{cases} \tag{2}$$

式中:f 表示单元内遗忘门,$W_{x()}$、$W_{o()}$ 表示不同门的权重,c 表示存储门,i、z 表示输入和输出门,X_i 表示输入层,x 表示输入状态,o_i 表示隐藏层,sigm 表示 Sigmoid 函数,tanh 表示结果范围约束[13],区间为[-1,1]。

在实际应用中,新能源汽车领域对传感数据的需求较高,由于传感器故障、通信中断等原因,新能源汽车动力电池的传感数据会出现缺失或更新延迟的情况,影响数据的完整性和实时性。考虑到 LSTM 对传感缺失和更新延时数据的修正精度过度依赖前一刻的输入,如果输入数据质量降低,那么修正精度也会随之下降,为此,本文将两个 LSTM 的正反堆叠,进行双向传输[14],以降低对数据质量的依

赖。得出数据修正结果为：

$$Y=X_i\sum_{i=1}^{Q}\zeta_i P(x,x_i)+\psi \tag{3}$$

$$P(x,x_i)=\exp\frac{\|x-x_i\|^2}{2\omega^2} \tag{4}$$

式中：ζ_i 表示权重系数，ψ 表示误差，$P(x,x_i)$ 表示核函数，表示 LSTM 总层数，ω 表示遗忘因子调节系数，Y 表示输出的修正数据，Q 表示门总数量。双向传输 LSTM 网络的输入为传感器采集的电池电流、电压数据，映射的输入结果即修正后数据。

基于霍尔传感器测量新能源汽车动力电池的电流和电压，这种方法可以直接且简便地获取电池的电学参数。在此基础之上，引入闭环霍尔传感器测量模式，通过反馈机制调整输出信号以匹配实际测量值，从而最小化因温度、车辆震动等环境因素引起的误差，提高数据的质量。

2 基于 *K*-Means 算法的电池直流高压电量异常传感特征检测

与普通汽车不同的是，新能源汽车主要设备为动力电池，随着使用时间的增加，动力电池会逐渐老化，其内部性能参数也会发生变化。这种老化过程是非线性的，且不同电池的老化速度也会不同。因此，在聚类分析中，需要考虑到电池老化对数据分布的影响，适时调整聚类中心以反映电池性能的变化。使用 *K*-Means 算法实现电池直流高压电量异常传感特征检测，因为 *K*-Means 算法是一种无监督学习方法，其中的聚类中心数量可以根据实际情况进行调整。在新能源汽车动力电池的监测中，根据电池数量、类型以及监测需求来设定合适的聚类中心，以达到最佳的聚类效果。结合 LSTM 和 RLS，可以进一步提升数据处理的精度和效率。基于聚类识别出离群的异常故障特征[15]，初步分离海量传感器检测数据中的正常数据和异常数据。首先选取聚类中心，将修正好的数据 Y 投入空间，依次选择距离最大的变量点作为初始聚类中心，这样操作避免了初始聚类中心处于高密度数据区域，可以令不同的单体电池电压差异合理分离开来，有效地找出离群异常故障特征，检测过程如下：

步骤 1　优先从全部修正好的传感器电池特征变量 Y 中选取一个最远距离点，定义为初始聚类中心簇，用 e_1 表示，簇心集合用 $\boldsymbol{e}=\{e_1\}$ 表示。

步骤 2　计算 Y 中各点到簇心 e_1 的欧氏距离 $d(y_l,e_1)$，所有点到簇心欧氏距离集合用 $\boldsymbol{D}$ 表示[16]，表达式为：

$$d(y_l,e_1)=Y\sqrt{(y_l-e_1)^2} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{D}=\{d_1,d_2,\cdots,d_j,\cdots,d_l\} \tag{6}$$

步骤 3　构建欧氏距离集合 $\boldsymbol{D}'$，构建过程为：随机选取一个值 h，将 h 依次与集合 $\boldsymbol{D}$ 中任意变量相减，如果 $h-d_j\leqslant 0$，则选取 d_j 对应的变量点作为新的簇心，得到 $\boldsymbol{e}=\{e_1,e_2\}$。$\boldsymbol{D}'$构建过程表达式为：

$$\boldsymbol{D}'=\{d_1,d_1+d_2,\cdots,d_1+d_2+\cdots+d_l\} \tag{7}$$

步骤 4　计算 Y 中各点到簇心集合 $e=\{e_1,e_2\}$ 中各簇心欧氏距离 $d(y_j,\boldsymbol{e})$，获得点到簇心最短距离集合 $\boldsymbol{D}_{\min}$，构建过程表达式为：

$$\boldsymbol{D}_{\min}=\{d_{1_\min},d_{2_\min},\cdots,d_{j_\min},\cdots,d_{l_\min}\} \tag{8}$$

步骤 5　将式(8)代入到式(6)中，重复步骤 3，继续从 Y 中挑选与选定簇心距离最大的点，定义为新簇心 e_3，添加到集合 e 中，即 $\boldsymbol{e}=\{\boldsymbol{e}_1,e_2,e_3\}$。

步骤 6　重复进行步骤 4-步骤 5，直至拥有 u 个簇心，这时 $\boldsymbol{e}$ 的表达式为：

$$\boldsymbol{e}=\{e_1,e_2,\cdots,e_j,\cdots,e_u\} \tag{9}$$

步骤 7　霍尔传感器直接测量并输出电池的电流和电压值，这些数据是评估电池状态、预测剩余电量、监控电池健康状况等的重要依据。基于此，计算修正后的电池电压、电流向量点到个簇心的欧氏距离，根据距离值大小，将各向量点划分到距离最近的簇中，即 $E_m=\{y_j\}$，$m=1,2,\cdots,u$。特别是在电池老化过程中，随着非线性特征的增强，*K*-Means 算法通过分配簇的方式有助于更好地捕捉异常特征。

步骤 8　计算电池电压在簇中横纵坐标均值，以该值生成新的变量点，并将其定义为新的簇心 y_v，表达式为：

$$y_v=d_{1_\min}(\tau_v,\sigma_v)=d_{1_\min}\left(\frac{\tau_v}{|E_m|},\frac{\sigma_v}{|E_m|}\right) \tag{10}$$

式中：$|E_m|$ 表示聚类簇 E_m 中的变量点数量，τ_v、σ_v 表示分别全部横坐标、纵坐标和值。

步骤 9　重复进行步骤 7-步骤 8，直至所有簇心都不再发生变化，聚类方法收敛，得到 u 个簇。

$$\boldsymbol{E}=\{E_1,E_2,\cdots,E_j,\cdots,E_u\} \tag{11}$$

步骤 10　依次计算簇内离群的电压电流变量点 Y'，考虑到电流电压的灵敏变化，这些脱离簇心的离群点并非都是异常特征，为此定义异常波动系数 Y'_A，评判离群点中的故障异常特征[17]，表达式为：

$$Y'_A=\frac{y_vR-E_uR_M}{\bar{\omega}_R} \tag{12}$$

式中：R 表示离群点单体电流电压变化率，R_M 表示变化率均值，$\bar{\omega}_R$ 表示去除离群点后电流电压标准差。

本文将 Y'_A的值设定为$|Y'_A|=3.8$，如果离群变量点的$|Y'_A|>3.8$，则认定该变量点为动力电池直流高压电量异常传感特征，完成检测工作。

电池老化过程中的非线性问题主要源于电池内部复杂的物理和化学变化。*K*-Means 算法通过聚类分析,可以在不深入了解这些内部机制的情况下,从数据层面识别出异常特征。当电池老化导致性能参数发生非线性变化时,这些变化会在数据中得到体现,并被 *K*-Means 算法捕捉为异常聚类。因此,*K*-Means 算法为应对电池老化的非线性问题提供了一种有效的数据驱动方法。

3　检测方法性能仿真

3.1　仿真环境设置

为验证提出的新能源汽车动力电池直流高压电量异常传感特征检测方法有效性,进行仿真分析,基于霍尔传感器采集数据的应用实例如图 2 所示。

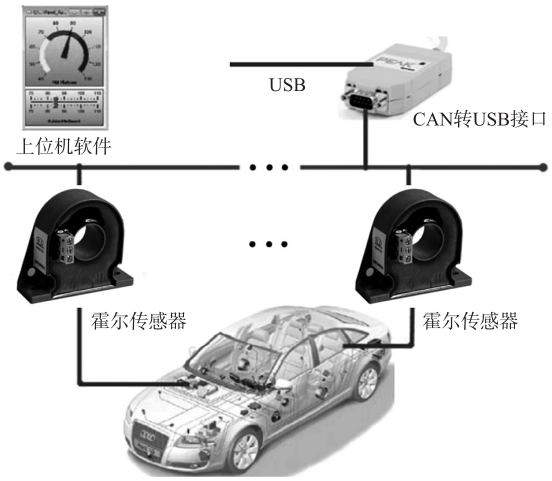


图 2　应用实例图

所有仿真数据为当地 40 辆新能源汽车的运行数据,设置霍尔传感器采集频率在 1 Hz~50 Hz,原边及副边线圈匝数分别为 500 匝和 100 匝,电流测量范围为±500 A,电压测量范围为 0~500 V,响应时间<1 μs,采集参数信息如表 1 所示。

表 1　仿真参数设置

对象	参数	具体值
锂离子聚合物动力电池	电压上限	4.5 V
	电压下限	2.8 V
	额定电压	8 V
	SOC 设置	60%
	额定容量	2 800 mAh
	放电过流	200 A
	充电过流	200 A
	电池能量密度	140 kW/kg 以上
新能源汽车	续航里程	800 km 以上
	电动机功率	80 kW
	电池温控	−150 ℃~350 ℃
	最高车速	120 km/h

3.2　电池直流高压电量采集效果分析

将新能源汽车内电池外接在同步无刷电机上,令电机做匀变速转动,在不同速度下进行恒功率放电,霍尔传感器采集电压、电流数据,并进行修正,结果如图 3、图 4 所示。

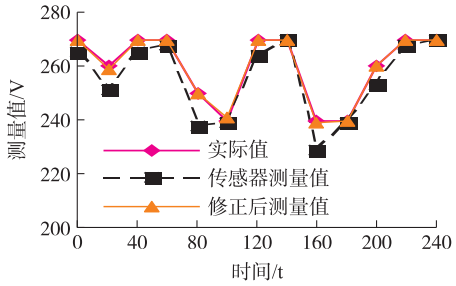


图 3　电压随时间变化曲线

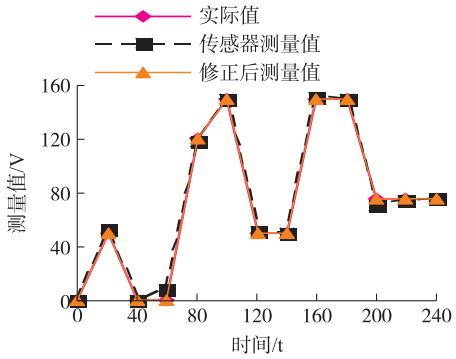


图 4　电流随时间变化曲线

图 3、图 4 表示的是总电压、电流随时间变化的曲线,动力电池在启动时,由于启动电流较大,电压会在短时间内下降。随着时间的推移,电压会逐渐趋于平稳。当汽车达到匀速时,即在恒功率条件下进行放电,电压的下降幅度不会太大,并趋于平稳状态。由于电机在恒功率下工作,电流和电压的变化趋势是相反的。电动汽车通常在大电流下启动,因此电压曲线开始时会先下降再上升。此后,电压会逐渐呈下降趋势,而电流则会呈缓慢上升趋势。

从图 3、图 4 中可以看出,直接测量得到的结果和实际结果还有一定差距,但经过双向传输长短期神经网络修正后,电流电压数据和实际结果近乎一致,可提供有效的测量数据。

3.3　新能源汽车动力电池数据修正效果分析

由于动力电池在不同温度下输出电压会有一定变化,为此进行不同温度下电压检测线性度仿真,用来检验方法的数据修正性能,其中,线性度越小,意味着拟合曲线与实际数据点之间的差异越小,即拟合效果越好。采用 TSM-01T 温度传感器作为实验用传感器,该传感器的温度测量范围为−50 ℃~150 ℃,采集间隔为 3 min,采集精度为±0.2 ℃,非线性度≤0.1% F.S.。测试结果如图 5 所示。

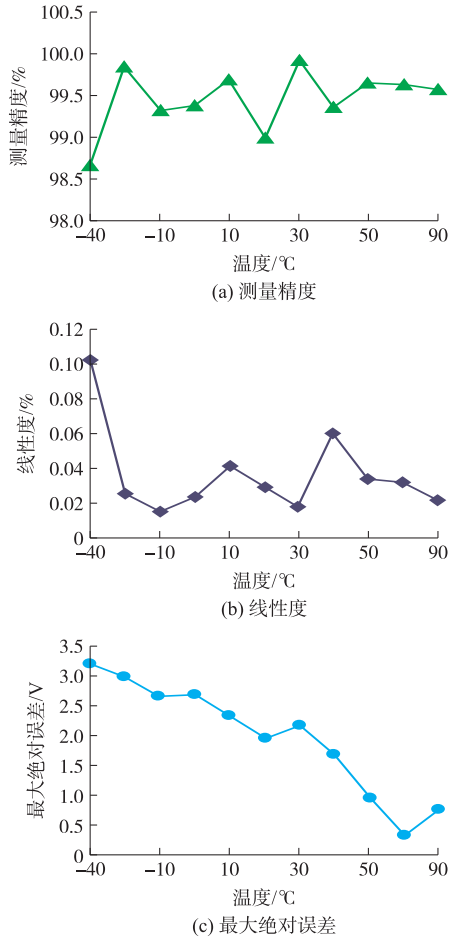


图 5 不同温度下电压检测结果

从图 5 中可以看出,电池处于−40 ℃环境中,得出的电压线性度、最大绝对误差最高,测量精度最小,分别为 0.102%、3.214 V 和 98.65%。这是因为所提方法采用双向传输长短期神经网络对采集的数据进行修正处理,可以抑制环境对测量结果的影响,提高数据质量。

3.4 电量异常传感特征检测

为进行电量异常传感特征检测仿真,从 40 辆车辆中随机选出 10 辆进行仿真,仿真结果如表 2 所示。其中单体电池电压差的正常范围一般在 0.05 V 以内。

表 2 电量异常传感特征检测

车辆号	单体电压差/V	Y'_A值	检测故障	判定
2	0.001	0.12	–	正确
5	0.059	3.99	过压	正确
11	−0.061	4.02	欠压	正确
16	0.012	0.25	–	正确
18	−0.024	1.62	–	正确
21	0.062	5.62	过压	正确
25	−0.009	3.02	–	正确
28	−0.075	4.75	欠压	正确
32	−0.101	5.74	欠压	正确
37	0.035	2.95	–	正确

通过表 2 可以看出,对 10 辆车进行电量异常传感特征检测,其中检测出异常特征的电池有 5 组,3 组为欠压故障,2 组为过压故障,单体电压差值和判定结果显示,所提方法给出的检测结果均正确,由此可证明,经过所提 *K*-Means 聚类得出的离群点与设置的异常波动系数阈值对比,可精准检测出故障。

为了进一步验证所提方法的检测精度,在车辆振动环境和非振动环境下,将文献[4]方法和文献[5]方法作为对比方法,通过 ROC 曲线测试不同方法的检测效果。ROC 曲线下方的面积越大,表明电量异常传感特征检测精度越高,不同方法的 ROC 曲线如图 6 所示。

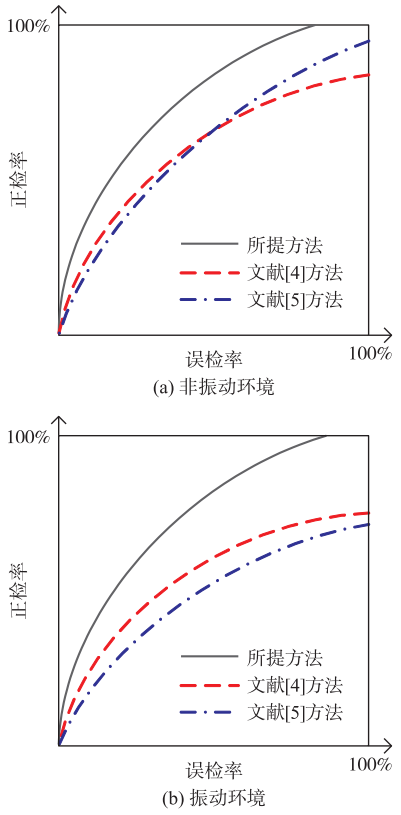


图 6 不同环境下汽车电量异常传感特征检测

分析图 6 可知,所提方法无论是在振动环境还是在非振动环境下,ROC 曲线面积都较大,超过了两种对比方法。验证了所提方法对于新能源汽车动力电池直流高压电量异常传感特征检测的精准度。

4 结论

全球对环保和可持续发展日益重视,新能源汽车已成为交通领域的重要发展方向。直流高压电量异常是动力电池的一种常见问题,若不能及时发现,可能会引发严重事故,因此,本文使用霍尔传感器采集电池电量数据,并修正其中无效部分,再通过 *K*-Means 聚类算法找出疑似异常的离群点,设置电

流电压波动阈值,当离群点波动系数高于阈值,判定其为异常特征。仿真证明所提方法能够很好地完成新能源汽车动力电池异常检测工作,有助于精确控制电池的充电和放电过程,避免过度充电或放电对电池性能和寿命的影响,从而提高电池的能源效率和使用寿命,优化用户的出行效率和便利性。

参考文献:

[1] 李思晗,赵明智,秦郡酉. 新能源汽车动力电池放电特性仿真[J]. 计算机仿真,2022,39(8):175-179.

[2] 李胜琴,丁雪梅,于博. 纯电动汽车双电动机耦合驱动系统效率最优控制策略[J]. 江苏大学学报(自然科学版),2022,43(1):1-7.

[3] 刘启全,马建,赵轩,等. 基于值率模型的电动汽车动力电池电压异常检测[J]. 汽车工程,2023,45(9):1728-1739.

[4] 曾建邦,张月娅,张壮,等. 基于动态 k 值 *K*-Means++聚类的电动汽车动力电池电压不一致故障识别方法[J]. 中国科学:技术科学,2023,53(1):28-40.

[5] Shin H, Lee J, Kim P. Causality-Seq2Seq Model for Battery Anomaly Detection[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences,2023,24(1):284-293.

[6] Zhou Q,Li Y F,Zhao D Z,et al. Transferable Representation Modelling for Real-Time Energy Management of the Plug-in Hybrid Vehicle Based on k-Fold Fuzzy Learning and Gaussian Process Regression[J]. Applied Energy,2022,305:117853.

[7] 欧阳天成,徐裴行,叶今禄,等. 数据采集异常下的车用动力电池状态监测与故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2023,43(15):6040-6050.

[8] Sun C C,He Z W,Lin H P,et al. Anomaly Detection of Power Battery Pack Using Gated Recurrent Units Based Variational Autoencoder[J]. Applied Soft Computing,2023,132:109903.

[9] 黄彧,王占国,张言茹,等. 基于离群点检测的动力电池一致性快速辨识方法[J]. 电测与仪表,2023,60(10):66-72.

[10] McGovern M E,Bruder D D,Huemiller E D,et al. A Review of Research Needs in Nondestructive Evaluation for Quality Verification in Electric Vehicle Lithium-Ion Battery Cell Manufacturing[J]. Journal of Power Sources,2023,561:232742.

[11] 曾海峰. 基于神经网络的金属波纹管热温度场分析[J]. 兵器材料科学与工程,2021,44(6):46-50.

[12] 于雨,王余莲,朱益斌,等. 基于 BP 神经网络的三水碳酸镁晶须制备工艺优化[J]. 中国粉体技术,2024,30(1):103-113.

[13] Chang C,Zhou X P,Jiang J C,et al. Micro-Fault Diagnosis of Electric Vehicle Batteries Based on the Evolution of Battery Consistency Relative Position[J]. Journal of Energy Storage,2022,52:104746.

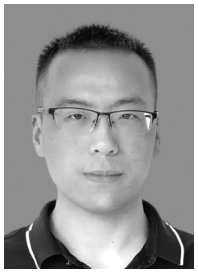
[14] 周仁,张向文. 基于实车数据和 BP-AdaBoost 算法的电动汽车动力电池健康状态估计[J]. 科学技术与工程,2022,22(21):9398-9406.

[15] 杨昌海,徐逸扬,杨婷婷,等. 改进 SPBO 优化 BIRCH 算法的退役动力电池等级划分[J]. 电源技术,2023,47(4):469-473.

[16] Cui D S,Wang Z P,Liu P,et al. Battery Electric Vehicle Usage Pattern Analysis Driven by Massive Real-World Data[J]. Energy,2022,250:123837.

[17] Wang Y D,Bai X W,Liu C B,et al. A Multi-Source Data Feature Fusion and Expert Knowledge Integration Approach on Lithium-Ion Battery Anomaly Detection[J]. Journal of Electrochemical Energy Conversion and Storage,2022,19(2):021003.

夏　汛(1984—),男,四川泸州人,硕士,副教授。主要从事云计算与人工智能应用研究,及企业信息化实践。主持科研课题 10 余项,发表学术论文 20 余篇,出版教材 4 部,具有多个中大型信息化项目的开发经验,xiaxun0214@163.com;



李建华(1989—),男,汉族,四川广元人,博士,讲师,研究方向:人工智能、云计算。