

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.01.012

基于电动汽车制动安全检测的短时工况及方法研究*

焦志鹏, 马建, 赵轩, 张凯, 孟德安, 韩琪, 张昭

(长安大学汽车学院, 西安 710064)

[摘要] 常规的制动安全检测通常采用长时间、极端工况,但可能会失去准确的工作范围。针对这一不足,首先提出一种踏板稳定模式的短时工况试验方法,该方法结合了现有的测试标准,并不限于单一的极端制动模式,而是可以考虑电动汽车的快速稳态运行。在此基础上,基于机器学习对运行片段回归并通过连续拼接构建短时工况。利用短时工况提出一种改进的制动安全检测方法,该方法通过主成分分析对制动片的特征参数进行降维,同时根据特征参数计算制动片的重复性距离判断安全隐患。最后,通过在测试台架上跟随短时工况,验证所提出的短时工况和制动安全检测方法的有效性。

关键词: 电动汽车; 制动安全; 短时工况; 检测方法; 测试台架

Research on Short-Time Test Cycle and Method Based on Electric Vehicle Braking Safety Detection

Jiao Zhipeng, Ma Jian, Zhao Xuan, Zhang Kai, Meng Dean, Han Qi & Zhang Zhao

School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064

[Abstract] Conventional braking safety detection usually uses long and extreme working conditions but may result in a loss of accurate working range. To address this deficiency, firstly, a short-time test cycle for stabilizing pedal mode test method is developed, which incorporates existing test standards, not limited to a single extreme braking mode but taking into consideration of fast steady-state operation of electric vehicles. Then, running fragments based on machine learning are regressed, and the short-time test cycle is constructed by fusion and splicing. Also, an improved braking safety detection method is proposed with short-time test cycle, which reduces the dimension of the characteristic parameters of the braking segments by the principal component analysis, while the hidden danger is judged by calculating the repeatability distance of braking segments based on the characteristic parameters. Finally, the effectiveness of the proposed short-time test cycle and detection method is verified by means of following test on a test bench.

Keywords: electric vehicles; braking safety; short-time cycle; detection method; test bench

前言

电动汽车已经成为解决能源危机、环境破坏、污染物排放的有效手段^[1]。随着电动汽车保有量的增

加,因制动失效导致的交通事故也不断增加。电动汽车利用台架运行快速工况被认为是检测制动安全可能的解决方案。

转鼓试验台测试是车辆制动性能和制动能量回收检测的主要方式,许多研究人员已经完成了制动

* 国家自然科学基金(52172362)、陕西省重大科技攻关项目(2020ZDZX06-01-01)、霍英东青年教师基金项目(171103)、陕西省重点研究发展计划(2019ZDLGY15-01, 2020ZDLGY16-01, 2021ZDLGY12-01)、陕西省重点研发计划(2021LLRH-04-03-02)、陕西省自然科学基金(2022JQ-494)和中央高校基本科研业务项目(300102222108)资助。

原稿收到日期为2023年06月11日,修改稿收到日期为2023年07月07日。

通信作者:张凯,讲师,博士,E-mail:zhangkai@chd.edu.cn。

性能的测试并制定了评价标准^[2]。例如:张俊智等^[3]以电动汽车在试验台架上的制动滑移率为测试对象,提出了动态负载模拟方法,提升了车辆制动时的稳定性。Ruan等^[4]以制动性能和制动稳定性的平衡为目的,提出了不同制动策略模型,并利用试验台架验证了模型的可靠性。与此同时,我国颁布了GB 21670—2008、QC/T1089—2017、GB 38900—2020等一系列电动汽车制动性能测试标准^[5]。电动汽车需要使用转鼓试验台或道路试验,通过预设初始速度、制动减速度和制动距离来确定制动性能,并测试制动性能的稳定性^[6]。然而,这些标准的检测方法大多是极端的、时间长和单一的,不适合未来推广使用,也没有为电动汽车制动安全快速检测提供一种可行、方便的测试方法。

测试工况在电动汽车的设计和评估中发挥着重要作用^[7]。值得注意的是,目前我国电动汽车官方测试工况大多采用新欧洲行驶工况(NEDC)^[8],主要用于能耗和续航里程测试。而这些工况大多是循环时间长,具有瞬时驾驶特性,不足以测试电动汽车的制动安全性。此外,在转鼓试验台上不能遵循稳态运行条件,也没有相关的测试方法,进一步增加了制动安全检测的局限性。

然而,一些学者尝试使用其他行驶工况来分析制动性能。余卓平等^[9]提出了一种制动协调控制策略,利用3类典型过渡工况分析制动稳定性和舒适性效果。黄伟中等^[10]基于台架试验建立了电动汽车制动系统动态响应模型,利用3种典型制动工况验证了其响应稳定性。He等^[11]提出了制动安全的制动距离优化策略,并通过全球轻型汽车测试规程(WLTC)验证了该策略的有效性。

制动安全性能不能再只根据检测制动能量回收或制动稳定性策略来定义。而且,未来电动汽车的保有量逐年增加,传统的测试方法太耗时,电动汽车的制动安全性能需要通过稳定、短时间的运行工况来判断,以保证其制动效果。

为此,本文的贡献在于研究了该领域的技术不足,即论证了新的短时工况和方法如何应用于电动汽车的制动安全检测中。在此基础上,提出了一种计算方法能够检测电动汽车制动隐患。具体研究内容概括如下:

(1)提出了一种基于稳定踏板模式的多工况试验方法,并利用机器学习方法回归运动片段,通过连续拼接构建了一种台架运行的短时工况,该工况不

受极限踏板单一状态的限制,以适应更广泛的电动汽车运行模式。

(2)针对制动安全检测问题,提取了制动片段的10项特征参数并利用PCA方法降维,建立了改进的制动安全检测模型,计算制动片段的重复性距离。

(3)为验证短时工况和检测安全模型的有效性,通过台架跟随短时工况并设置制动热衰退故障进行验证,利用检测结果设定了制动安全阈值。

1 试验方案及数据处理

1.1 试验方案

短时工况的测试地点和路线与传统测试工况的要求不同,不需要收集城市交通流量的数据。因此,测试路线在长安大学车联网与智能汽车试验场进行,直线长度为1 km,没有坡度,不计坡度阻力。结合NEDC郊区工况最大加速度 $\leq 1.5 \text{ m/s}^2$ 、最大减速度 $\geq 1.0 \text{ m/s}^2$ 、城市工况加速度 $\geq 0.15 \text{ m/s}^2$ 和城市工况减速度 $\leq 0.15 \text{ m/s}^2$ ^[8]。因此,我们定义驱动段的加速度为 $[0.15 \text{ m/s}^2, 1.5 \text{ m/s}^2]$,制动段的减速度为 $[1.5 \text{ m/s}^2, 0.15 \text{ m/s}^2]$ 。考虑NEDC城郊工况的驱动片段速度范围,以及GB35179—2017^[6]检测驱动稳定能力的最高速度,定义驱动最高车速为65 km/h。为准确限定加速范围,使用限位装置来锁定驱动和制动踏板开度。驾驶人以驱动踏板30%、60%和90%开度驱动测试车辆由静止到65 km/h,再分别以制动踏板30%、60%和90%开度制动到0 km/h。利用车辆诊断系统(OBD)采集的驱动踏板和制动踏板信号对固定踏板的位置进行校正。最后计算不同踏板下的加、减速度值,计算结果如图1和图2所示。

结果表明,踏板开启30%时的加速度和减速度分别为 1.45 和 1.36 m/s^2 ,满足了本文的试验要求。同时,为保证驾驶人驱动片段结束后有充足的准备反应时间操作制动踏板,以及避免电动汽车在台架跟随工况时出现异常滑动或脱离台架现象,本文在驱动和制动片段之间设计了10 km/h速度差的滑行片段。因此,本文的试验方案设置为:车辆静止,在驱动踏板 $30\% \pm 2\%$ 的开度下,将车辆加速到65 km/h,紧接着松开踏板滑行到55 km/h,在制动踏板 $30\% \pm 2\%$ 的开度下,将车辆制动到0 km/h。在整个测试过程中,测试车辆为空载且荷电状态(SOC)在20%到80%之间,试验重复次数达到测试要求为止。

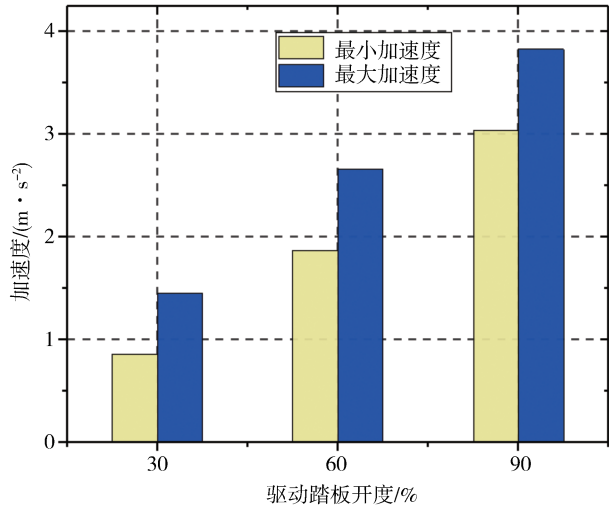


图1 不同驱动踏板开度的加速度值

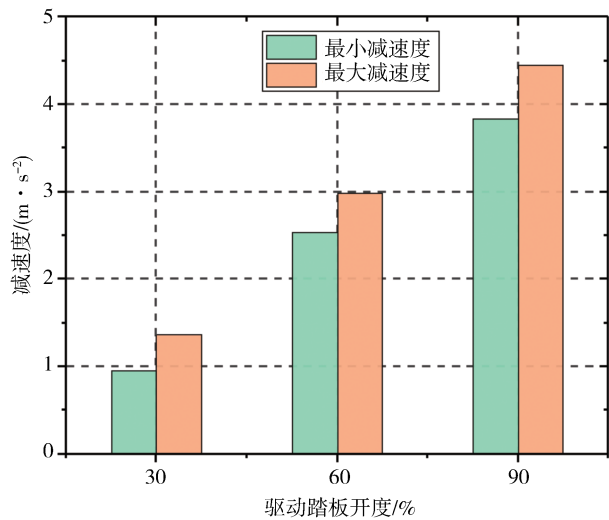


图2 不同制动踏板开度的减速度值

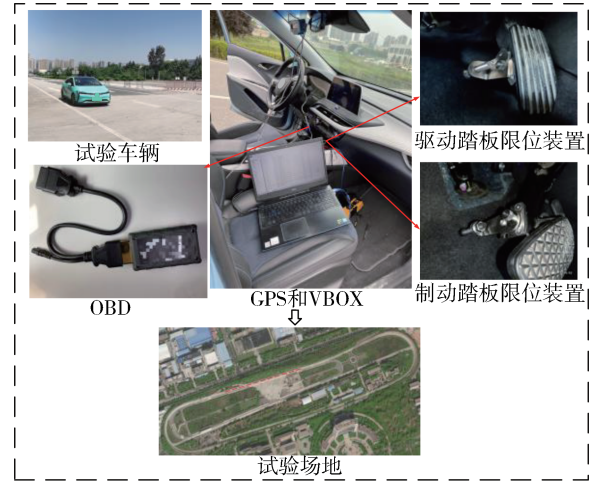


图3 试验设备和场地

为两个步骤。第一步是用多项式插值算法对原始数据进行 10 ms 的数据内插。由于 OBD 采集数据的限制,速度和时间样本具有步进式重复数据,因此需要内插以获得新的速度-时间关系^[5]。根据试验工况的理论基础,本文将原始数据划分为怠速、加速、滑行、制动 4 个运动片段,如图 4 所示。第二步是去除原始数据中的噪声。由于驾驶环境和建筑物的干扰,原始数据经常出现毛刺或突变,故引入了高斯平滑滤波算法对数据进行滤波和去噪^[13]。高斯平滑是一种线性平滑滤波,与均值滤波相比,具有更柔和的平滑效果和更好的边缘保持能力。引入高斯平滑滤波预处理后的原始数据和去噪数据如图 5 所示。高斯滤波的数学函数如下:

OBD 通过车辆传感器具有固定的采样频率和有限的采样数据类型^[12],考虑到全球定位系统(GPS)在驾驶车辆方面的优势,通过 GPS 采集试验车的车速和时间,并对 OBD 数据进行修改并实时存储在 PC 机上。该方法提高了测试数据的准确性和有效性,避免了加速度信号中的尖峰数据。考虑到 OBD 采集的数据在有效频率范围内,将采样频率设置为 20 Hz。测试设备和场地如图 3 所示。

此外,整个测试过程由一名专业驾驶员操作,以消除不同驾驶员造成的数据抖动。

1.2 数据预处理

数据预处理的主要目的是从原始数据中消除丢失或重复的数据。本文将试验原始数据转换为检测数据,以确保制动安全检测的准确性。这一过程分

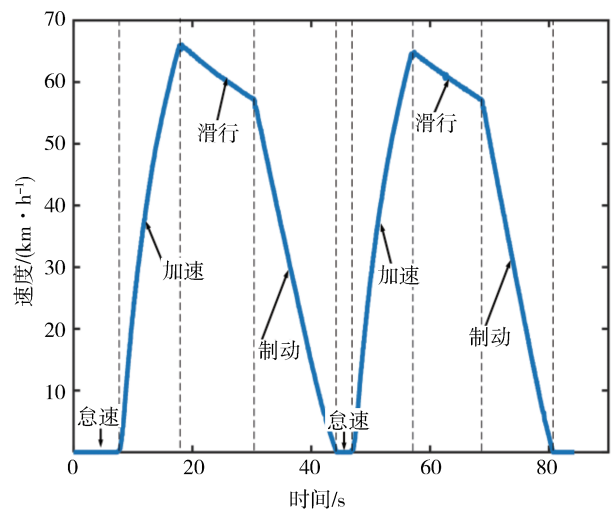


图4 4种不同运动片段

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中: μ 为平均值; σ 为标准差。

图5中显示由于车辆行驶环境的影响,在驱动、滑行、制动等过程中存在一定的速度波动,利用高斯滤波算法对行驶数据中的缺失和突变数据进行平滑处理。

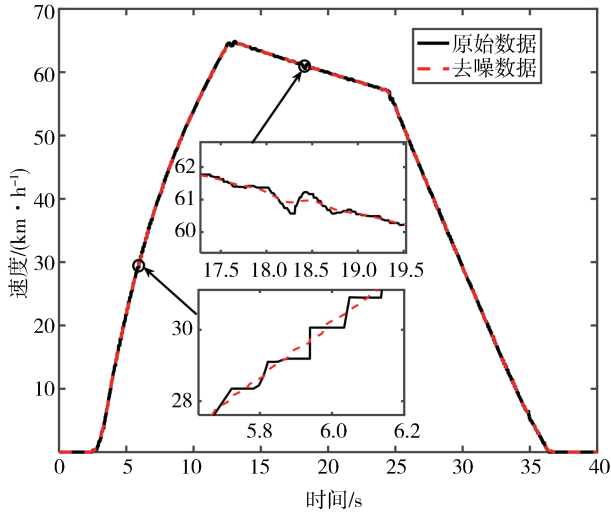


图5 速度数据比较

2 模型方法

短时工况是电动汽车制动安全检测的关键环节,而速度-时间的平整度直接影响检测结果。本文设置以 $30\% \pm 2\%$ 的驱动踏板开度使车辆从0加速到65 km/h为驱动运动片段,松开驱动踏板以65~55 km/h为滑行运动片段,以 $30\% \pm 2\%$ 的制动踏板开度将车辆从55 km/h制动到0为制动运动片段。毫无疑问,运动片段速度与时间之间存在非线性函数关系。因此,只能通过回归模型提高短时工况的稳定性。本文设计了3种广泛使用的机器学习模型,分别是支持向量机回归(SVR)、多项式回归(PR)和随机森林(RF)回归,来实现运动片段错误率更低的速度回归。

2.1 支持向量机回归

支持向量机回归是解决非线性模式识别的一种有效方法^[14]。回归问题的核心思想是根据样本数据构造一个有界的训练集,它可以表示为 $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \in (X, Y)^n$,其中 T 是训练集, N

是样本数, x_n 是输入参数, y_n 是输出参数。支持向量机回归将训练集数据从低维空间映射到高维空间^[15],并在高维空间中构造线性回归函数 $f(\mathbf{x})$:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$ 为非线性映射函数; \mathbf{w} 为参数向量; b 为偏差向量。回归值 $f(\mathbf{x})$ 和真实值 Y 之间存在一定的误差,需要建立一个不敏感的损失函数来评估该值,该模型可以写成为

$$l(f(\mathbf{x}), Y) = \begin{cases} 0, & |Y - f(\mathbf{x})| \leq \varepsilon \\ |Y - f(\mathbf{x})| - \varepsilon, & |Y - f(\mathbf{x})| > \varepsilon \end{cases} \quad (3)$$

式中: ε 为不敏感系数; $|Y - f(\mathbf{x})|$ 为损失的计算值。支持向量机回归算法的训练过程是寻找使所有训练样本与超平面之间的累积距离最小的超平面,最优优化问题可以表示为

$$\min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + l \quad (4)$$

$$\text{s. t. } (f(\mathbf{x}_i) - y_i) \leq \varepsilon, i = 1, \dots, n \quad (5)$$

通过引入拉格朗日乘子将回归问题转化为对偶问题,得到非线性回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = \sum (a_i - a_i^*) K(x_i, \mathbf{x}) + b \quad (6)$$

式中 a_i 和 a_i^* 为松弛变量。

对于测试数据集的集中化,高斯径向基核函数具有良好的泛化性能和较强的局部数据拟合能力^[16]。因此,本文选择高斯径向基核函数作为支持向量机的核函数,其形式如下:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2}{2\varphi^2}\right) \quad (7)$$

式中 φ 是核函数的宽度数。

2.2 多项式回归

多项式回归模型是所有主要因素和相互影响因素的函数模型^[17]。由于任何函数都可以用多项式来逼近,所以它有着广泛的应用。与基本的线性回归相比,多项式回归模型适用于非线性函数。根据条件的不同,多项式回归模型的系数可以用线性或非线性回归方法来确定。建立因变量和自变量之间多项式回归模型,如式(8)所示。其中 x_i 是输入参数, $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$ 是常量。

$$f(x) = p_1 x_i^1 + p_2 x_i^2 + p_3 x_i^3 + \dots + p_n x_i^n + p_0 \quad (8)$$

本文采用多项式回归模型进行拟合,由此揭示速度与时间之间的非线性关系。经过仿真试验表明三次多项式误差最小,因此选择三次多项式为回归函数,如式(9)所示。

$$f(x) = p_1 x_i^3 + p_2 x_i^2 + p_3 x_i + p_4 \quad (9)$$

式中: p_4 为常数; p_1 为三次项系数; p_2 为变量交互系数; p_3 为线性系数; $x_i(i=1,2,3,\dots,n)$ 为输入参数。

2.3 随机森林回归

随机森林模型是一种基于集成学习方法的机器学习模型,可以用于解决回归问题^[18]。它由多棵决策树组成,树的构建遵循CART策略。决策树个数越多,泛化效果越好,不需要剪枝即可避免数据过拟合,训练速度快,参数调整简单,在默认参数下具有良好的回归效果。本文引入的随机森林工作原理如下^[19]。

在本文中,随机森林的输入参数为 $X = \{t, \dots, vol\}$,其中 t 是允许的时间, vol 是车辆的速度。决策树用于建立森林 $\{T_1(x), T_2(x), \dots, T_m(x)\}$ 。每个回归的结果由输入向量 X 给出 $P_m(X)$,决策树 m 的回归结果为 $\{P_1(X), P_2(X), \dots, P_m(X)\}$ 。最终输出下列平均值方程式。

$$P(X) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m P_m(X) \quad (10)$$

在本文中,考虑了影响RF的性能和效率的因

素、RF中决策树的数目 T_m 以及叶节点的最小样本数。当参数 T_m 较小时,RF的分类回归误差较大,性能较差。另一方面,RF具有不过拟合性,因此可以使 T_m 尽可能地大,以保证集成分类器的多样性。因此,为了平衡RF模型的性能、可解释性和复杂性,将决策树的数量参数设置为100,变量子集的大小为5,最小节点数量为5。

3种机器学习模型拟合的运动片段如图6~图8所示。为提供回归拟合数据效果的有效性,引入3个常见的统计指标来分析回归模型的性能,分别是平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和皮尔逊决定系数(R^2),其结果如表1所示。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - y_i)^2} \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

式中: f_i 为样本 i 的回归值; y_i 为样本 i 的真实值; \bar{y} 为真实值的平均值。

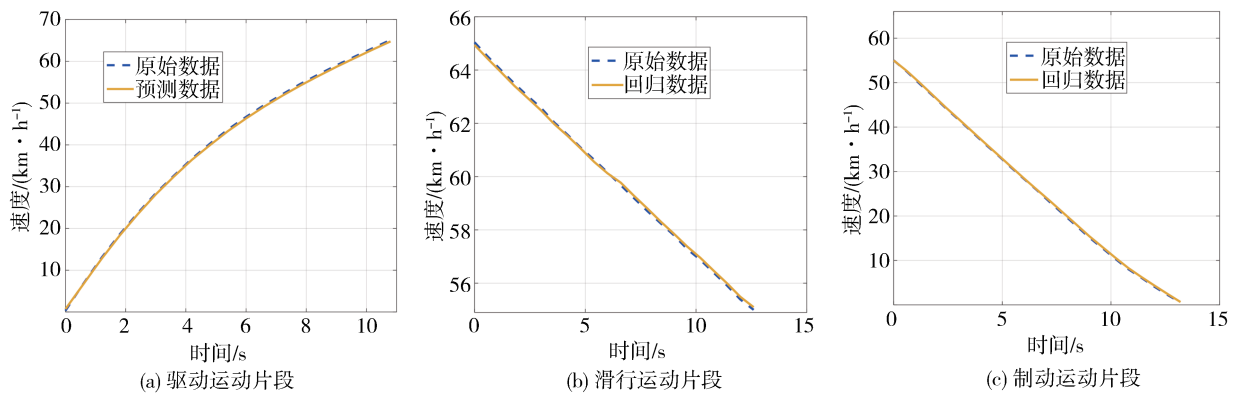


图6 支持向量机回归运动片段结果

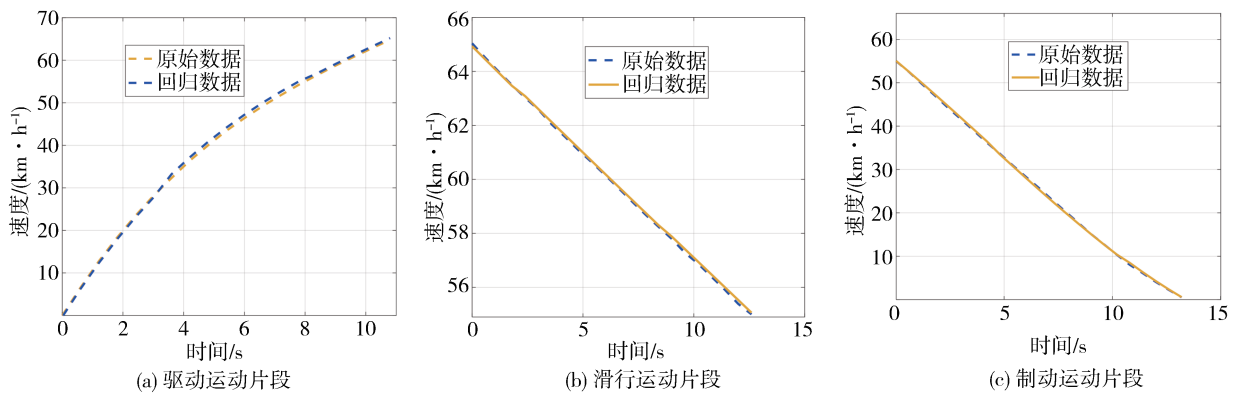


图7 多项式回归运动片段结果

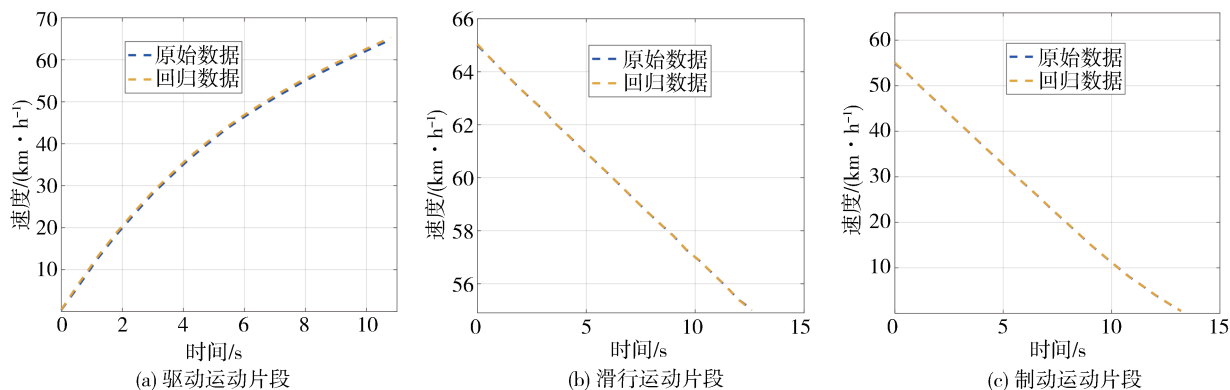


图8 随机森林回归运动片段结果

3种模型的皮尔逊决定系数略有不同,表明原始数据与拟合数据之间存在正相关关系。随机森林模型计算的 MAE 和 $RMSE$ 值最小,表明该模型执行得最好,实际数据集和回归数据集之间的相关性越大。为使所建立的安全模型误差最小,保证安全阈值设计的合理性,本文选择随机森林模型进行碎片化工况的拟合。

表1 模型综合评价

运动片段	模型	R^2	$RMSE$	MAE
驱动片段	RF	1	0.033	0.150
	PR	0.96	0.450	0.270
	SVM	0.98	2.700	0.260
滑行片段	RF	1	0.040	0.046
	PR	0.97	0.280	0.280
	SVM	0.98	5.400	0.250
制动片段	RF	1	0.020	0.120
	PR	0.96	0.250	0.310
	SVM	0.97	2.700	0.260

为进一步建立电动汽车制动安全性检测短时工况,设置车辆从0加速到65 km/h,松开驱动踏板使车辆滑行到55 km/h,然后制动到0作为一次行驶工况段,设置3次连续的行驶工况连续拼接组成短时工况,如图9所示。电动汽车制动安全检测的短时工况共125.5 s,包含3段驱动运动片段、3段滑行运动片段、3段制动运动片段。滑行片段是为了让驾驶员更好地切换驾驶模式而设置的,仅针对这款测试车辆设置,对不同车型的滑行时间没有限制。为了有效地拼接驱动和制动运动段,根据NEDC的最小空闲时间,设置5 s的空闲时间来拼接驱动和制动运动片段。与官方标准运行工况NEDC相比,该短

时工况避免了停靠次数多、次数长、速度变速的问题,为准确检测电动汽车制动安全隐患提供了解决方案。

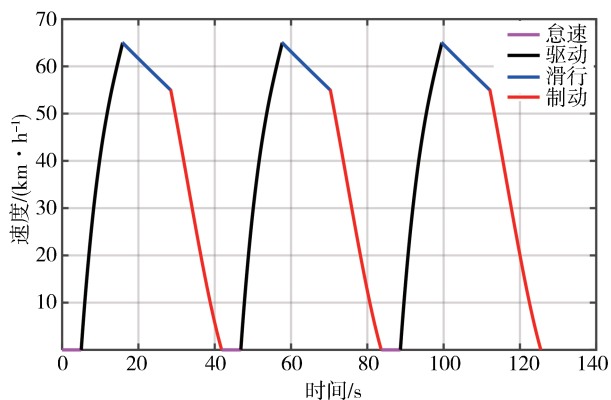
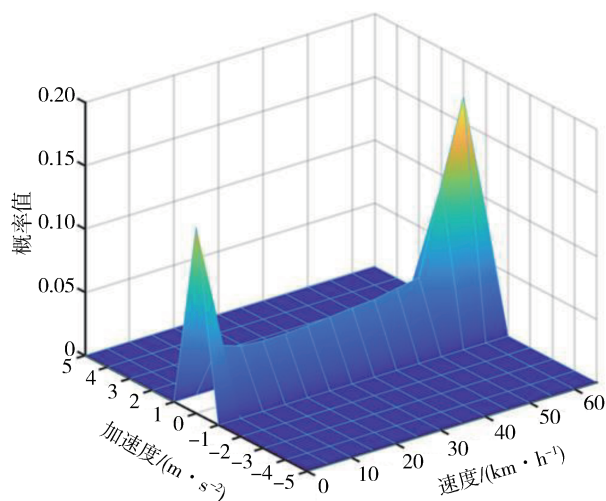


图9 短时工况

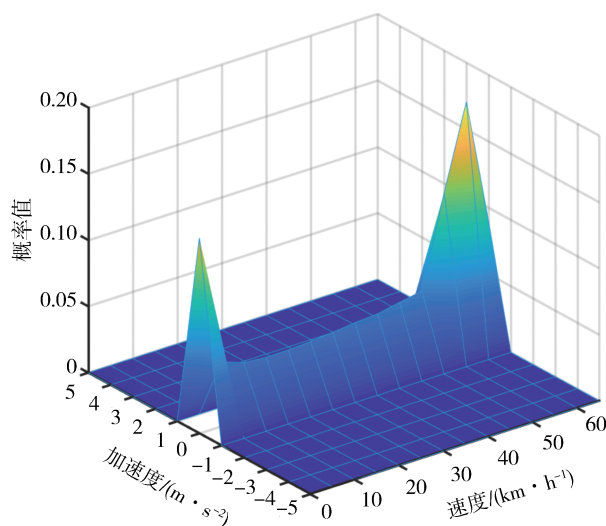
原始工况数据的特征分析结果是评价合成工况的标准,因为工况中的所有节点都可以用节点速度和加速度来表征。因此,选择联合速度和加速度概率密度(SAPD)来准确地表征原始工况与短时工况的联系,如图10所示。两种数据下加速度-速度联合频率分布图有良好的相似性,结合表1所示的误差评价指标,表明短时工况与原始数据有很高的符合性和稳定性,能够有效表征试验车辆的行驶情况。

3 制动安全检测方法及其结果

基于短时工况的速度-时间数据,提取制动片段相关特征参数作为制动安全检测模型的输入。为保留所有测试车辆的运动信息,并满足相同制动运动段模型构建和安全检测的需要,本文提取10个制动



(a) 构建工况数据



(b) 原始驱动数据

图10 SAPD比较

运动段的特征参数,包括平均速度、行驶距离、运行时间、平均减速度、速度标准差、最小减速度、减速度标准差、55-45 km/h 时间占比、35-25 km/h 时间占比、10-0 km/h 时间占比。但是,将工况所有特征参数都保留,问题会更加复杂,难以分析,这将影响检测结果的准确性^[20]。因此,可将10个特征参数降维处理,以较少的新特征替代原始特征。

3.1 PCA 算法分析

采用主成分分析(PCA)算法对数据进行降维,由于其良好的重构性和分离性以及较少的计算量而被广泛应用^[21]。主成分分析取特征值对应的累积方差贡献率大于85%的主成分即包含了85%数据信息。本文将提取10个特征参数组成特征参数集 X_{ij} 。

$$X = (X_{ij})_{nL} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1L} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2L} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nL} \end{bmatrix} \quad (14)$$

为了简化计算,需要对特征参数的数据矩阵进行归一化,以获得更好的类型指标 $R=(R_{ij})_{nL}$ 。归一化公式如式(15)所示。

$$R_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{\min ij}}{X_{\max ij} - X_{\min ij}} + 0.01 \quad (15)$$

式中: $X_{\max ij}$ 为矩阵 X 中 i 行的最大值; $X_{\min ij}$ 为矩阵 i 行中的最小值。为了使计算结果在寻找重复性指标时有效,归一化的值增加了“0.01”。

其次,通过选取的10个运动学特征参数构造了一个新的综合评价指标,如式(16)所示。

$$\begin{cases} Y_1 = l_{11}X_1 + l_{12}X_2 + \cdots + l_{1p}X_p \\ Y_2 = l_{21}X_1 + l_{22}X_2 + \cdots + l_{2p}X_p \\ \cdots \\ Y_L = l_{L1}X_1 + l_{L2}X_2 + \cdots + l_{Lp}X_p \end{cases} \quad (16)$$

将式(16)简化为

$$Y_i = l_{i1}X_1 + l_{i2}X_2 + \cdots + l_{ip}X_p \quad (17)$$

方程组需要满足:

$$l_{i1}^2 + l_{i2}^2 + \cdots + l_{ip}^2 = 1; i=1, \cdots, p$$

式中: $X_1, X_2, \cdots, X_p (p=1, 2, 3, \cdots, 10)$ 为规格化特征参数; $Y_1, Y_2, \cdots, Y_L (L=1, 2, 3, \cdots, 10)$ 为一个综合指标; l_1, l_2, \cdots, l_p 为运动学特性参数的系数。

利用SPSS软件进行主成分分析,得到特征值、特征向量、贡献率和累积贡献率。主成分的贡献反映了主成分对原始信息的还原能力,值越大,表明主成分更具代表性。贡献率是该主成分在所有主成分方差中所占的比例,累计贡献率表示为主成分方差的累积和的比例,制动运动段的主成分分析结果如表2所示。

由表可知,主成分方差、方差贡献和累积方差贡

表2 主成分的重要性分析结果

特征参数序号	主成分方差	贡献率/%	累计贡献率/%
1	7.725	55.16	55.16
2	3.001	21.45	76.61
3	1.211	14.47	91.08
4	0.573	5.73	96.81
5	0.313	3.13	99.94
6	0.003	0.03	99.97
7	0.001	0.01	99.98
8	0.001	0.01	99.99
9	3.481E-5	0.002	99.992
10	8.547E-6	8.547E-5	100

献从第1个主成分到第10个主成分逐渐减少,表明每个成分所包含的信息量逐渐减少。制动运动片段前3个主成分的主成分方差均大于1,累计贡献率达91.08%,包含了原始数据的所有特征。3个主成分与原始参数的相关性系数如表3所示。

表3 主成分与原始参数相关性

特征参数序号	主成分1	主成分2	主成分3
1	0.928	-0.187	-0.316
2	0.629	-0.663	-0.345
3	0.837	-0.416	-0.340
4	0.395	0.696	-0.003
5	0.296	0.234	0.747
6	0.158	-0.590	0.719
7	0.359	-0.197	0.898
8	0.220	0.680	-0.037
9	0.599	0.703	-0.003
10	0.003	0.360	0.074

从表3可以看出:主成分1与速度、运行距离、时间方面的参数相关性较大;主成分2与不同速度时间占比的参数相关性较大;主成分3与减速度方面相关性较大。3个主成分能覆盖时间、速度和减速度的特征。因此,本文选取前3个主成分作为制动安全模型的特征参数。

3.2 制动安全检测方法

在构建电动汽车制动安全性检测模型时,通过测试过程判断多个检测工况下制动片段的重复性,并在近邻清除算法(NM)与合成少数类过采样算法(SMOTE)相结合形成NM-SMOTE算法的基础上提出一种改进的检测模型。NM-SMOTE算法是一种对大多数类进行欠奈奎斯特采样和对少数类进行过采样的平衡算法^[22]。在所组成的特征空间中,通过计算任意两个样本 $\mathbf{X}=[x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}]$ 和 $\mathbf{Y}=[y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2n}]$ 的坐标序列之间的距离来确定任意两个样本的重复性,NM-SMOTE算法模型可以表示为

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{1k} - y_{2k})^2} \quad (18)$$

式中: n 为特征数量; x_{1n} 为 \mathbf{X} 中的特征; y_{2n} 为 \mathbf{Y} 中的特征; $D(x, y)$ 为重复性距离。

为确保每个特征参数都与安全性相关,本文基于NM-SMOTE算法,提出一种改进的特征参数安全检测模型来判断制动运动曲线的可变性。根据主成分分析的结果,选取前3个主成分作为制动安全性检测的特征参数,确定运动段的重复性,改进后模型如式(19)所示。

$$\bar{D}(x, y) = \frac{1}{m} \sqrt{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n (x_{jk} - y_{ik})^2} \quad (19)$$

式中: n 为特征数量; m 为运动分段数; x_{jk} 为第 j 个制动运动段第 k 个主成分特征参数; y_{ik} 为第 i 个制动运动段的第 k 个主成分特征参数; $\bar{D}(x, y)$ 为重复性距离。

改进后模型计算值越接近0,数据变化越小,即速度变化程度越小;计算值越大,数据变化越大,即速度变化程度越大。本文选择了足够的测试数据进行重复性计算,使用具有代表性的6段制动运动片段作为1组,进行3组测试,结果如图11所示。

与NM-SMOTE算法模型相比,提出的制动安全检测模型重复性距离降低了[2.63, 3.51],平均检测精度提高了10.6%。上述数据表明,基于特征参数模型的检测方法更准确,即车辆在制动过程中的重复性更强。同时,在运动过程中,速度不会突然变化而导致震荡。

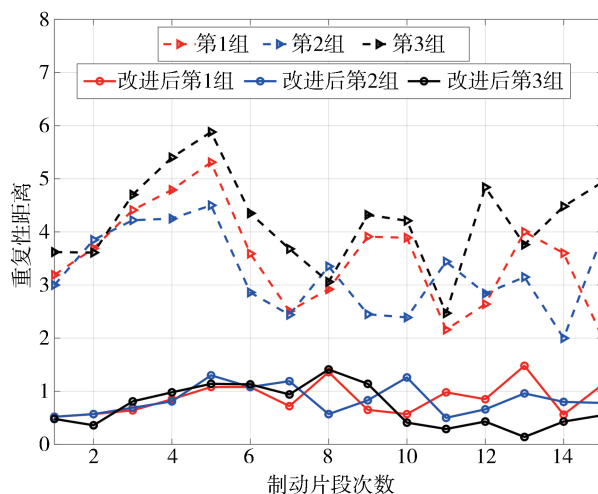


图11 制动安全检测结果

3.3 检测结果

为验证所构建的短时工况的合理性,在长安大学汽车性能测试实验室的四转鼓试验台上使用两款新能源汽车跟随了短时工况,如图12所示。在进行测试之前,对验证车型的惯量和负载力进行了匹配,因此,台架跟随试验能够满足道路试验要求。将短时工况与跟随工况之间的最大速度误差设置为 $[-2 \text{ km/h}, 2 \text{ km/h}]$ 。如果速度超过最大误差范围,则重新测试或认为该速度无效。同时,本文还选择了相同的专业驾驶员来驾驶测试车辆。

为准确判断电动汽车的制动安全性,本文进行了多次台架试验,并建立了两组试验曲线进行对比。



图12 台架跟随测试

为进一步检测制动过程中是否存在安全问题,设计了热衰退故障制动安全测试。制动热衰退引起的制动失效是制动安全中的一种常见故障,主要体现在制动距离大、制动力矩小的特点。本文对试验车进行了长时间的制动试验,并在满足制动热衰退要求后进行了台架试验,不同验证车型的测试结果如图13和图14所示。跟随的短时工况在速度误差 $[-2\text{ km/h}, 2\text{ km/h}]$ 范围内,所以跟随工况是合格的,利用跟随工况对制动片段进行重复性距离计算,不同验证车型的重复性距离计算结果如图15和图16所示。

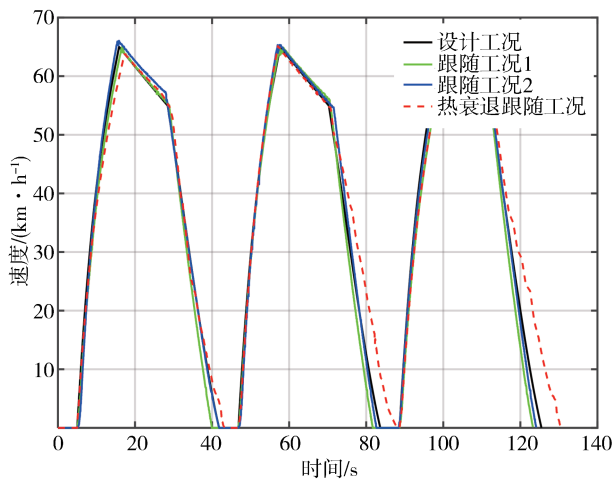


图13 验证车型1台架跟随测试结果

根据图15和图16的验证结果,在制动强度恒定的情况下,两款验证车型在同一组制动工况之间的最大重复性距离为0.6和0.9,在测试结果范围之内,由此判断该制动片段的重复性是合格的,并且在运动过程中没有速度突变导致抖动。然而,两款验证车型在同一热衰退故障制动片段的最大重复性距

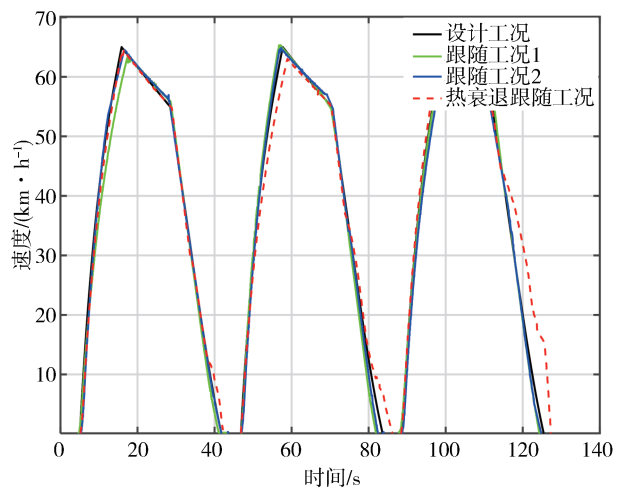


图14 验证车型2台架跟随测试结果

离为8.0和6.0,超出测试结果范围,因此可以做出判定:制动段存在故障。

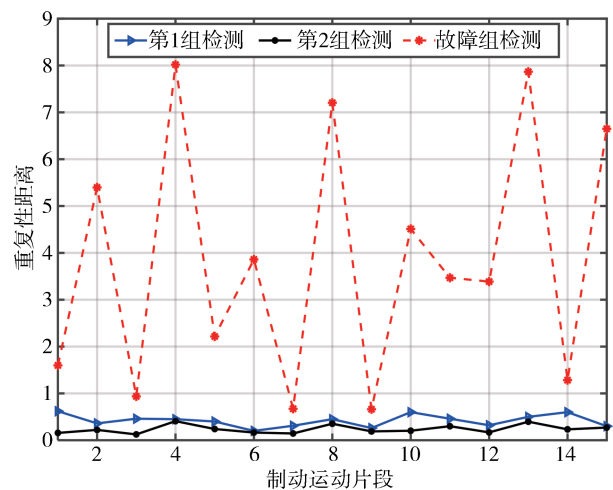


图15 验证车型1跟随制动安全检测结果

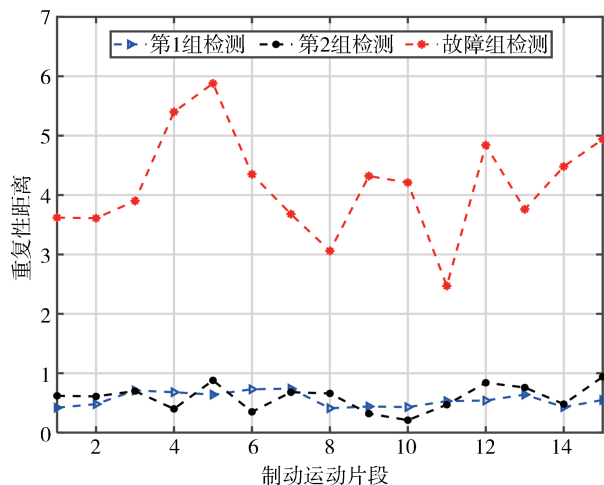


图 16 验证车型 2 跟随制动安全检测结果

根据大量跟随工况制动重复性距离和后续试验的结果,初步设定电动汽车制动安全检测阈值为最大重复性距离应小于 1.0。

4 结论

电动汽车制动重复性是车辆制动安全性的重要评价指标。然而,在传统的电动汽车制动安全检测中,没有对制动重复性进行检测以保证制动安全。为了解决这一问题,本文提出了一种稳定踏板模式下的多工况车辆安全性试验方法。为检测电动汽车的制动安全,构建了持续时间为 125.5 s 的短时工况。提取了制动片的平均速度等 10 个特征参数,并基于 NM-SMOTE 算法提出了一种改进的整车制动安全检测模型。同时,利用不同车型在转鼓试验台上验证了该短时工况和检测模型的有效性。结果表明,所提出的短时工况和改进的模型可以进一步提高制动器安全检测的准确性,从而为安全隐患识别提供一种更快速的检测方法。

参考文献

- [1] ZHANG S, XIONG R, ZHANG C N. Pontryagin's minimum principle based power management of a dual-motor-driven electric bus[J]. *Applied Energy*, 2015, 159: 370-380.
- [2] 初亮,刘达亮,刘宏伟,等.纯电动汽车制动能量回收评价方法研究[J].*汽车工程*,2017,39(4):471-479.
CHU L, LIU D H, LIU H W, et al. A study on the evaluation method of braking energy recovery in battery electric vehicle[J]. *Automotive Engineering*, 2017,39(4):471-479.
- [3] 张仲石,王丽芳,张俊智.前驱电动汽车防抱死制动中滑移率控制的动态负载模拟[J].*汽车工程*,2017,39(3):288-295.

- ZHANG Z S, WANG L F, ZHANG J Z. Dynamic load emulation of slip ratio control in anti-lock braking of a front-axle-drive electric vehicle [J]. *Automotive Engineering*, 2017, 39 (3) : 288-295.
- [4] RUAN J G, WALKER P D, WATTERSON P A, et al. The dynamic performance and economic benefit of a blended braking system in a multi-speed battery electric vehicle [J]. *Applied Energy*, 2016,183: 1240-1258.
- [5] JIAO Z P, MA J, ZHAO X, et al. Development of a rapid inspection driving cycle for battery electric vehicles based on operational safety[J]. *SUSTAINABILITY*, 2022,14(9): 5079-5095.
- [6] 中国国家标准化管理委员会.在用电动汽车安全行驶性能台架检验方法:GB/T 35179—2017 [S].北京:中国标准出版社,2017.
Ministry of Industry and Information Technology. Bench test methods for safe ride performance of in-use electric vehicles: GB/T 35179—2017 [S]. Beijing: Chinese Standard Publishing House, 2017.
- [7] ZHAO L, LI K, ZHAO W, et al. A sticky sampling and markov state transition matrix based driving cycle construction method for EV[J]. *Automotive Engineering*,2022, 15(3): 1057-1076.
- [8] SHIM B J, PARK K S, KOO J M, et al. Work and speed based engine operation condition analysis for new European driving cycle (NEDC) [J]. *Journal of Mechanical Science & Technology*, 2014, 28(2): 755-761.
- [9] 朱智婷,余卓平,熊璐.电动汽车复合制动系统过渡工况协调控制策略[J].*哈尔滨工程大学学报*,2014,35(9):1135-1141.
ZHU Z T, YU Z P, XIONG L. Coordination control strategy of electric vehicle hybrid brake system in transient conditions [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2014, 35 (9) : 1135-1141.
- [10] 黄伟中,郭立书,施正堂,等.基于电控液压制动的电动汽车制动动态响应[J].*吉林大学学报(工学版)*,2012,42(S1):13-16.
HUANG W Z, GUO L S, SHI Z T, et al. Dynamic response of electric vehicle braking system based on electronically controlled hydraulic braking system [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2012,42(S1):13-16.
- [11] HE Q, YANG Y, LUO C, et al. Energy recovery strategy optimization of dual-motor drive electric vehicle based on braking safety and efficient recovery[J]. *Energy*, 2022,248:123543.
- [12] WANG Y F, FUJIMOTO H, HARA S J. Driving force distribution and control for EV with four in-wheel motors: a case study of acceleration on split-friction surfaces [J]. *IEEE Trans Ind Electron*, 2017,64(4): 3380-3388.
- [13] TRONARP F, SARKKA S. Iterative statistical linear regression for gaussian smoothing in continuous-time non-linear stochastic dynamic systems[J]. *Signal Processing*, 2019,159: 1-12.
- [14] 孙道明,俞小莉.随机放电工况下锂离子电池容量预测方法[J].*汽车工程*,2020,42(9):1189-1196.
SUN D, YU X L. Capacity prediction method of lithium-ion battery under random discharge condition [J]. *Automotive Engineer-*

- ing, 2020, 42(9):1189-1196.
- [15] CHAUHAN V K C, DAHIYA K, DAHIYA K, et al. Problem formulations and solvers in linear SVM: a review[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2019, 52(2):803-855.
- [16] TIAN X H, LI A, LI X Y. SOC estimation of lithium-ion batteries for electric vehicles based on multimode ensemble SVR[J]. *Journal of Power Electronics*, 2021, 21(9):1365-1373.
- [17] YU Q, CHENG Z, LU Z X. Bench testing and modeling analysis of optimum shifting point of HMCVT[J]. *Complexity*, 2021, 2021: 6629561.
- [18] LIN M Q, WU D G, MENG J H, et al. A multi-feature-based multi-model fusion method for state of health estimation of lithium-ion batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2021, 518: 230774.
- [19] MAWONOU S R, EDDAHECH A, DUMUR D, et al. State-of-health estimators coupled to a random forest approach for lithium-ion battery aging factor ranking[J]. *Journal of Power Sources*, 2021, 484: 229154.
- [20] 石琴,仇多洋,周洁瑜.基于组合聚类法的行驶工况构建与精度分析[J]. *汽车工程*, 2012, 34(2):164-169.
- SHI Q, CHOU D Y, ZHOU J Y. Driving cycle construction and accuracy analysis based on combined clustering technique[J]. *Automotive Engineering*, 2012, 34(2):164-169.
- [21] ORTIZ J P, AYABACA G P, CARDENAS A R, et al. Continual reinforcement learning using real-world data for intelligent prediction of SOC consumption in electric vehicles[J]. *IEEE Latin America Transactions*, 2022, 20(4):624-633.
- [22] 王光宇,宋建国,徐飞,等.不平衡样本集随机森林岩性预测方法[J]. *石油地球物理勘探*, 2021, 56(4):679-687.
- WANG G Y, SONG J G, XU F, et al. Random forests lithology prediction method for imbalanced data sets[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2021, 56(4):679-687.

(上接第108页)

- [15] SOUBOU H, OHHIRA T, SHIMADA A. An attitude control considering sideslip phenomenon using DOB-based LMPC-LQR for four-wheel steering vehicle[C]. 2018 57th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE), 2018.
- [16] PENDKAR R, HANWATE S. A disturbance observer-based sliding mode control for yawrate and sideslip angle control of four-wheel steering vehicle[C]. 2021 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS), 2021.
- [17] XIA Y, LIN M, ZHANG J, et al. Trajectory planning and tracking for four-wheel steering vehicle based on differential flatness and active disturbance rejection controller[J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2021.
- [18] WANG Yan, XU Liwei, ZHANG Fengjiao, et al. An adaptive fault-tolerant EKF for vehicle state estimation with partial missing measurements[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, 26(3): 1318-1327.
- [19] BERSANI M. Vehicle state estimation based on Kalman filters[C]. 2019 AEIT International Conference of Electrical and Electronic Technologies for Automotive (AEIT AUTOMOTIVE). IEEE, 2019.
- [20] LIU Yingjie, CUI Dawei. Vehicle state estimation based on adaptive fading unscented kalman filter[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022 (2022):1-11.
- [21] PRAKASH Rahul, DHARMENDRA Kumar Dheer. Vehicle state estimation using a maximum likelihood based robust adaptive extended kalman filter considering unknown white Gaussian process and measurement noise signal[J]. *Engineering Research Express*, 2023, 5(2): 025066.
- [22] 杭鹏,陈辛波,张榜,等.四轮独立转向-独立驱动电动车主动避障路径规划与跟踪控制[J]. *汽车工程*, 2019, 41(2): 170-176.
- HANG Peng, CHEN Xinbo, ZHANG Bang, et al. Path planning and tracking control for collision avoidance of a 4WIS-4WID electric vehicle[J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(2): 170-176.
- [23] GU X J, CHEN G Y, ZONG C F, et al. Based on the unscented kalman filter to estimate the state of four-wheel-independent electric vehicle with X-by-wire[J]. *SAE International Journal of Commercial Vehicles*, 2015, 8(2):316-322.
- [24] 赵韩,邓斌.考虑不确定扰动的主动后轮转向动力学控制与试验研究[J]. *汽车工程*, 2020, 42(7):925-932.
- ZHAO Han, DENG Bin. Dynamic control and experimental study of active rear wheel steering considering uncertain disturbances[J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(7):925-932.