

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407617

考虑工况、驾驶员与道路信息的再生制动策略*

张冰战^{1,2} 边博乾¹ 杨梓恒¹ 康谷峰¹ 邱明明³

(1. 合肥工业大学汽车与交通工程学院 合肥 230009; 2. 安徽省数字化设计与制造重点实验室 合肥 230001;
3. 汽车技术与装备国家地方联合工程研究中心 合肥 230009)

摘要: 再生制动策略的设计需要综合考虑多种因素,其中车辆行驶工况、驾驶员特性与车辆所行驶路面对再生制动过程有显著影响。为了制定适应各种驾驶条件的电动汽车再生制动策略,提高车辆制动能量回收率和保持制动稳定性,提出了一种综合考虑工况、驾驶员与道路信息影响的再生制动策略。首先,搭建模拟驾驶平台,进行驾驶员在环实验并采集不同驾驶员的驾驶数据,从而提取工况与驾驶风格特征参数,然后基于支持向量机(SVM)训练工况与驾驶风格辨识模型;其次,建立道路图像数据集并使用语义分割网络进行道路图像预处理,去除图像复杂背景信息从而提高识别效率,然后采用轻量级卷积神经网络 MobileNet V3 训练道路识别模型;最后,在此基础上制定再生制动策略,考虑路面附着条件进行前后制动力配比优化,并提出了一种考虑工况、驾驶风格与道路信息作为权重因子的再生制动力修正方法。仿真结果表明,所提出的再生制动策略可以兼顾不同工况、驾驶风格与道路状况,车辆能量回收率与制动稳定性进一步提高。

关键词: 再生制动;工况;驾驶风格;附着条件;电动汽车

中图分类号: U469.72; TN911.73

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.80

Regenerative braking strategies considering driving cycles, drivers and road information

Zhang Bingzhan^{1,2} Bian Boqian¹ Yang Ziheng¹ Kang Gufeng¹ Qiu Mingming³

(1. School of Automotive and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Anhui Key Laboratory of Digit Design and Manufacture, Hefei 230001, China; 3. National and Local Joint
Engineering Research Center of Automotive Technology and Equipment, Hefei 230009, China)

Abstract: The design of regenerative braking strategies requires a comprehensive consideration of multiple factors, among which vehicle driving conditions, driver characteristics and the road surface on which the vehicle is traveling have a significant impact on the regenerative braking process. In order to formulate regenerative braking strategies for electric vehicles that are adaptable to various driving conditions, improve the vehicle braking energy recovery rate and maintain braking stability, a regenerative braking strategy that comprehensively considers the influences of driving cycles, drivers and road information is proposed. Firstly, a simulation driving platform is set up to conduct driver-in-the-loop experiments and collect driving data from different drivers, thereby extracting feature parameters of driving conditions and driving styles. Then, a support vector machine (SVM) is used to train the models for identifying driving conditions and driving styles. Secondly, a road image dataset is established and a semantic segmentation network is used for road image preprocessing to remove the complex background information of the image and thereby improve the recognition efficiency. Then, a lightweight convolutional neural network, MobileNet V3, is adopted to train the road recognition model. Finally, the regenerative braking strategy based on this is formulated. The front and rear braking force distribution is optimized considering the road adhesion conditions, and a regenerative braking force correction method that takes driving cycles, driver and road information as weight factors is put forward. The simulation results show that the proposed regenerative braking strategy can take into account different driving cycles, drivers and road conditions, and further improve the vehicle energy recovery rate and braking stability.

Keywords: regenerative braking; driving cycle; driving style; adhesion conditions; electric vehicle

收稿日期: 2024-06-24 Received Date: 2024-06-24

* 基金项目: 芜湖市科技计划(科技局)(2023jc-04)、国家自然科学基金(52472404)、中央高校基本科研业务费专项(PA2023GDSK0065)资助

0 引言

续航里程不足是阻碍纯电动汽车大规模推广的关键问题之一。在目前技术背景下,再生制动是提升电动汽车续航里程的关键技术,它不仅能显著增强能源回收利用的效率,还能在保障制动系统平稳运行的同时,优化驾乘人员的舒适体验,推动电动汽车朝着更加绿色、高效的方向发展^[1-3]。国内外学者对再生制动策略进行了广泛的研究。

Chen 等^[4]和潘公宇等^[5]提出了一种基于路面观测器的再生制动策略。将路面附着系数纳入策略制定的考虑范畴,使再生制动策略根据不同路面情况动态调整,充分保证车辆行驶不同路况时的制动稳定性与能量回收效率。Qiu 等^[6]和 Spichartz 等^[7]依据轮胎与路面间实时可用的附着系数来动态分配制动力,相比于传统制动力分配模式具有更多能量回收潜力。以上研究充分考虑道路信息进行再生制动策略的制定,提高了策略面对不同附着条件的道路时的适应能力,但附着系数识别准确性依赖于路面观测器的设计,同时考虑因素相对单一,未考虑行驶工况、驾驶员对再生制动过程的影响。

Li 等^[8]提出了通过模糊算法考虑车速、电池荷电状态、制动强度等多个关键因素制定再生制动策略的方法,在节能、提高制动稳定性与保持电池寿命方面均有良好表现,但基于模糊算法的策略一定程度上依赖于专家经验与规则集的构建^[9-10]。Liu 等^[11]和徐兴等^[12]以能量回收、制动稳定性和电机电池效率等作为目标,采用多目标优化算法处理制动转矩分配问题,相较于传统分配的策略,该策略更好兼顾制动能量回收率与制动安全性。以上研究仅考虑了车辆自身状态信息,未考虑外部环境的影响,在实际驾驶环境中适应性有限。

张渊博等^[13]和袁师召等^[14]采用遗传算法处理制动能量回收问题,综合考虑轮胎特性及制动稳定性、经济性等多方面因素,使车辆制动表现更加优异。同时,分别考虑到驾驶员制动意图、行驶工况作为再生制动影响因素,使策略在多变驾驶行为或工况下相比于静态分配策略有更好的表现。Qiu 等^[15-16]提出了一种考虑工况与驾驶风格的再生制动策略,该策略充分考虑了不同工况与驾驶风格对再生制动过程的影响,并针对工况对驾驶风格的耦合影响进行了深入研究,该策略在实际驾驶中有较好适用性。以上策略在考虑车辆自身状态信息的基础上,又增加了工况、驾驶风格等权重,使再生制动策略更加适用于复杂多变的实际驾驶条件。但其未涉及到车辆在不同道路附着条件下行驶的情况。

再生制动过程受到多种因素影响,而目前大多数研究考虑的因素相对单一,综合考虑多种因素是当前再生

制动策略研究的一种趋势。因此,综合考虑工况、驾驶风格、道路条件以及车辆状态等多种因素提出一种的再生制动策略,从而保证在多变驾驶条件下再生制动能兼顾制动性能与经济性。

1 工况与驾驶风格辨识

1.1 工况与驾驶风格数据采集

通过驾驶员在环实验实时采集的制动踏板行程、加速踏板行程以及车速等驾驶数据。实验平台如图 1 所示。通过 City Car Driving 软件设置工况为畅通工况、普通工况与拥堵工况,选取包含谨慎型、普通型和激进型 3 种驾驶风格 64 位驾驶员进行驾驶员在环试验,共获取 384 组样本数据集。



图 1 模拟驾驶平台

Fig. 1 Simulation driving experiment platform

分别采用 13 与 16 个特征参数作为工况与驾驶风格评价指标并进行标准化处理,结果如表 1、2 所示。

表 1 工况特征参数处理结果

Table 1 Processing results of characteristic parameters of driving cycles

序号	特征参数	第 1 组	...	第 384 组
1	平均车速 v_{avg}	2.051	...	1.852
2	最大车速 v_{max}	2.598	...	2.625
3	车速标准差 v_{std}	-0.153	...	0.469
4	平均加速度 a_{avg}	-0.446	...	-0.489
5	最大加速度 a_{max}	-0.429	...	-0.414
6	平均减速度 d_{avg}	-0.460	...	-0.519
7	最大减速度 d_{max}	-0.481	...	-0.566
8	加速度标准差 a_{std}	-0.448	...	-0.483
9	减速度标准差 d_{std}	-0.446	...	-0.487
10	加速时间比例 a_{rat}	-0.440	...	-0.488
11	减速时间比例 d_{rat}	-0.444	...	-0.495
12	怠速时间比例 i_{rat}	-0.452	...	-0.503
13	定速巡航比例 c_{rat}	-0.450	...	-0.0502

表2 驾驶风格特征参数处理结果

Table 2 Processing results of characteristic parameters of driving styles

序号	特征参数	第1组	...	第384组
1	平均车速 v_{avg}	3.756 7	...	3.265
2	车速标准差 v_{std}	1.125	...	1.411
3	加速度平均值 a_{avg}	-0.495	...	-0.598
4	加速度标准差 a_{std}	-0.058	...	-0.220
5	减速度平均值 d_{avg}	-0.280	...	-0.408
6	减速度标准差 d_{std}	-0.360	...	-0.486
7	油门踏板行程平均值 P_{Am}	-0.258	...	-0.379
8	油门踏板行程标准差 P_{Astd}	-0.287	...	-0.421
9	油门踏板变化率标准差 P_{Astd}	-0.293	...	-0.430
10	踩油门踏板变化率平均值 P_{Avm+}	-0.394	...	-0.484
11	松油门踏板变化率平均值 P_{Avm-}	-0.284	...	-0.418
12	制动踏板行程平均值 P_{Bm}	-0.224	...	-0.390
13	制动踏板行程标准差 P_{Bstd}	-0.394	...	-0.484
14	制动踏板变化率标准差 P_{Bstd}	-0.294	...	-0.431
15	踩制动踏板变化率平均值 P_{Bvm+}	-0.266	...	-0.410
16	松制动踏板变化率平均值 P_{Bvm-}	-0.360	...	-0.509

1.2 基于支持向量机 (support vector machine, SVM) 的工况与驾驶风格识别

支持向量机 SVM 是一种常用的分类和回归模型,具有较高的准确性和泛化能力。分别以工况与驾驶风格的标准化特征参数作为输入,工况类型、驾驶风格类型作为输出,训练工况识别模型与驾驶风格识别模型。将样本数据集的 70% 作为训练集,30% 作为测试集,模型最终的测试结果如图 2、3 所示。

类别	输出类			准确率
	拥堵	普通	畅通	
拥堵	30 25.9%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
普通	1 0.9%	42 36.2%	0 0.0%	97.7% 2.3%
畅通	3 2.6%	0 0.0%	40 34.5%	93.0% 7.0%
		拥堵	普通	畅通
		88.2% 11.8%	100% 0.0%	100% 0.0%
				96.6% 3.4%

图2 工况识别测试混淆矩阵

Fig. 2 Confusion matrix for driving cycle identification test

从图 2、3 可以看出,行驶工况识别模型与驾驶风格识别模型的测试准确率分别为 96.6%、97.4%,所训练的模型可以准确的进行工况与驾驶风格的辨识。

类别	输出类			准确率
	谨慎型	普通型	激进型	
谨慎型	41 35.3%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
普通型	1 0.9%	36 31.0%	1 0.9%	94.7% 5.3%
激进型	1 0.9%	0 0.0%	36 31.0%	97.3% 2.7%
		谨慎型	普通型	激进型
		95.3% 4.7%	100% 0.0%	97.3% 2.7%
				97.4% 2.6%

图3 驾驶风格识别测试混淆矩阵

Fig. 3 Confusion matrix for driving style identification test

2 路面类型识别

随着越来越多车辆配置摄像头等设备,机器视觉技术在识别路面附着信息方面得到了广泛应用。这种技术的优势在于其预见性,能够预先获取车辆前方的路面条件,从而使车辆可以根据识别结果及时调整策略,提高其对不同路况的适应性以及面对突发情况时的响应能力。结合深度学习在图像处理方面的优势,通过摄像头获取的图像信息直接识别路面,以获得更好识别精度与实时性。

2.1 路面图像数据集

通过 Cityscapes^[17]、Oxford Radar RobotCar^[18] 等开源数据集和互联网图片搜索收集干沥青、湿沥青和冰路面 3 种路面类型图片各 1 200 张,共 3 600 张图片,作为路面分类网络的训练、验证和测试数据集。为了提高模型的适应能力,自建数据集中为不同时间段、多种天气状况下拍摄的路面图像,数据集示例如图 4 所示。



图4 路面图像数据集示例

Fig. 4 Pavement image dataset

2.2 路面图像预处理

鉴于绝大部分汽车前视摄像头的安装位置,其拍摄的前方路面图像通常包含了大量非路面物体,因此图像信息相当复杂。直接以原始图像作为数据集训练网络,对路面识别准确度与识别效率都会造成一定的影响。因此,为确保识别准确性和效率,必须对采集的图像进行进一步处理。采用语义分割网络对图像进行预处理,网络搭建与训练环境为 Ubuntu Linux 18.04 操作系统,硬件配置包括 CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8255C,内存 RAM 40 GB,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti,CUDA 核心数为 4 352。使用 Python 作为编程语言,选择 Pytorch 作为网络搭建框架。

考虑到算法效率与实时性需求,选择 U-Net 作为路面图像预处理的语义分割网络。U-Net 语义分割网络具有结构简单、效率高、体积小特点,适合对实时性要求较高的应用场景,其网络结构如图 5 所示。

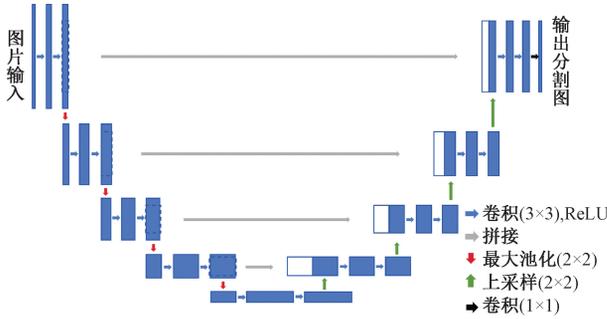


图 5 U-Net 网络结构

Fig. 5 U-Net network structure

采用 Cityscapes 数据集训练语义分割网络。其中共有 5 000 张图片、主要语义类别 19 种。使用 Pytorch 搭建 U-Net 网络,选择平均交并比 (mean intersection over union, MIoU) 作为语义分割网络的性能指标。训练集与验证集损失函数值 Loss 变化曲线与验证集性能指标 MIoU 变化曲线如图 6、7 所示。训练结束时,训练集 Loss 值约为 0.06,验证集 Loss 值约为 0.09,已经降到十分低的水平且曲线在不断收敛。验证集 MIoU 值呈上升趋势,在结束时,MIoU 达到了约 63%,这表明模型在语义分割任务上有相对较高的精确度。最后进行 Mask 掩膜处理,提取路面区域。预处理结果如图 8 所示。经过路面图像预处理,可以有效的剔除背景信息。

2.3 路面分类网络训练

采用预处理后的路面图像作为路面分类网络数据集。由于经过预处理后的路面图像不包含复杂信息,为了提高整体识别效率,采用 MobileNet V3 轻量级卷积神经网络进行分类识别任务。训练时的 Loss 曲线及分类模型测试结果如图 9、10 所示。由图 9 可以看出,在迭代

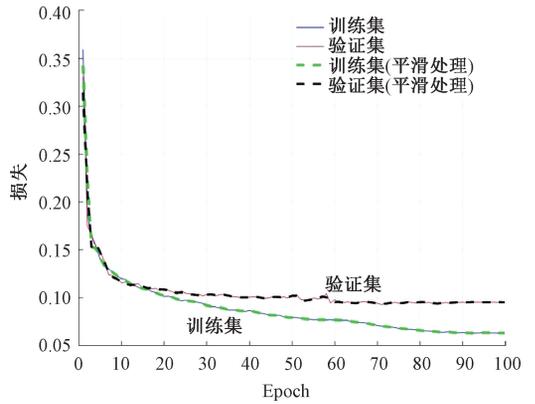


图 6 语义分割网络损失函数曲线

Fig. 6 Semantic segmentation network loss function curve

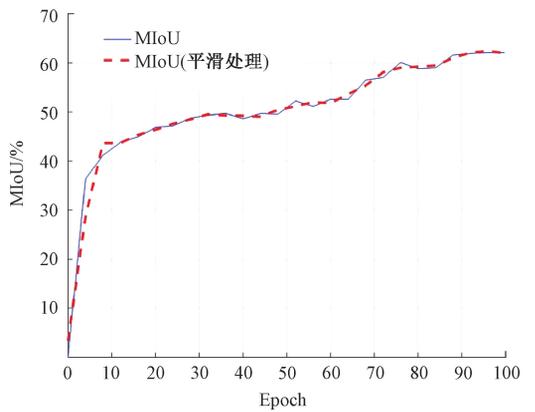


图 7 验证集 MIoU 曲线

Fig. 7 Validation set MIoU curve

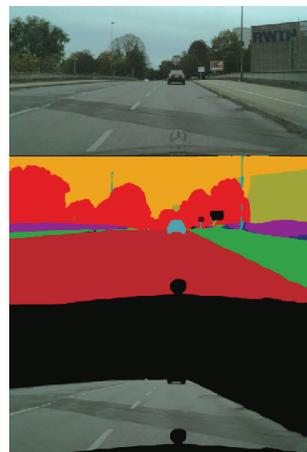


图 8 路面图像预处理结果示例

Fig. 8 Example of pavement image preprocessing results

次数的增大的同时,训练集和验证集上的损失函数值表现出持续下降的趋势,在第 200 个 epoch 时,训练集损失函数值接近于 0,验证集损失函数值最终稳定在 0.023 2

左右。由图 10 可以看出,在 600 张图像中,有 571 张图像预测正确,预测平均准确率约为 95.2%。

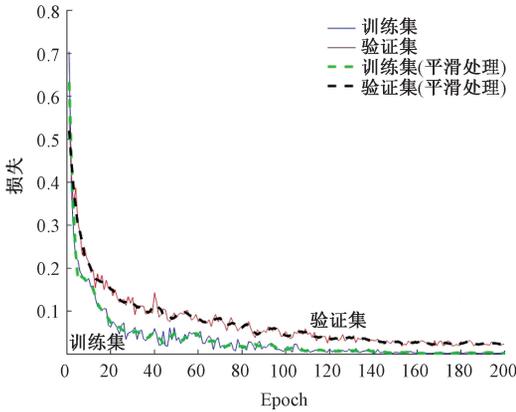


图 9 路面分类网络损失函数曲线

Fig. 9 Loss function curve of pavement classification network

输出类	干沥青	191 31.8%	13 2.2%	3 0.5%	92.3% 7.7%
	湿沥青	6 1.0%	187 31.2%	4 0.7%	94.9% 5.1%
	冰	3 0.5%	0 0.0%	193 32.2%	98.5% 1.5%
		95.5% 4.5%	93.5% 6.5%	96.5% 3.5%	95.2% 4.8%
	干沥青	湿沥青	冰	目标类	

图 10 路面分类网络测试结果

Fig. 10 Pavement classification network test results

保存网络模型参数并在原始数据集中随机抽取 500 张图像进行语义分割处理,总耗时 47.67 s,平均单张图片处理时间为 0.095 s;然后进行路面分类,耗时 4.89 s,平均处理单张图片时间为 9.8 ms,模型实时性较好。

3 考虑工况、驾驶风格与路面影响的制动能量回收策略

基于制动踏板的制动能量回收策略的制定需要考虑制动力在车辆前后轴上的分配、何时启动再生制动以及再生制动所占比例。选取前轮驱动的纯电动汽车作为研究对象,其主要参数如表 3 所示。

3.1 Burckhardt 轮胎模型

选用 Burckhardt 轮胎模型^[19],滑移率为:

表 3 汽车参数

Table 3 Vehicle parameters

车辆参数	值
质量/kg	1 532
质心高度/m	0.510
轴距/m	2.58
质心到前轴距离/m	1.16
质心到后轴距离/m	1.42
车轮半径/m	0.301

$$\lambda = \frac{v - \omega R}{v} \quad (1)$$

式中: v 为纵向车速; ω 为车轮角速度; R 为车轮半径。则 Burckhardt 表达式为:

$$\mu(\lambda) = c_1(1 - e^{-c_2\lambda}) - c_3\lambda \quad (2)$$

式中: c_1 、 c_2 、 c_3 是与路面附着条件有关的参数; $u(\lambda)$ 为轮胎滑移率为 λ 时对应的利用附着系数。3 种典型路面条件下的取值如表 4 所示。

表 4 Burckhardt 模型参数

Table 4 Tire model parameters for different road conditions

路面	c_1	c_2	c_3
干沥青	1.280 1	23.99	0.52
湿沥青	0.857	33.822	0.347
冰路面	0.05	306.39	0

3.2 考虑路面条件的前后轴制动力变比值分配

汽车前后轴制动力分配系数 β 对其制动稳定性有较大的影响。汽车行驶在不同路面时,考虑路面附着条件的影响来确定 β 值有利于更加有效的保持车辆的制动稳定性。优化目标及约束包括确保车辆的前后轮在制动时滑移率降至最低、最大限度地发挥轮胎与路面间的附着作用、持续保持后轮的滑移率低于前轮的水平 and 满足 ECE 法规要求。结合 Burckhardt 轮胎模型与轮胎纵向制动力公式分析,该问题的目标函数与约束条件可以分别表示为:

$$f = \lambda_1^2 + \lambda_2^2 \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \lambda_2 < \lambda_1 \\ F_{xb1} + F_{xb2} = mzg \\ 0 \leq \lambda_1 \leq 1 \\ 0 \leq \lambda_2 \leq 1 \\ F_{xb1} = \mu_1(\lambda_1) F_{z1} \\ F_{xb2} = \mu_2(\lambda_2) F_{z2} \end{cases} \quad (4)$$

$$s. t. \begin{cases} \beta \leq \frac{z^2 h_g + z(b + 0.07 h_g) + 0.07 b}{0.85 z L} \\ \beta \geq 1 - \frac{-z^2 h_g + z(a - 0.07 h_g) + 0.07 a}{0.85 z L} \\ \beta \geq \frac{z h_g + b}{L} \end{cases} \quad (5)$$

式中： h_g 为汽车质心的高度； a 、 b 为车辆质心到前、后轴的距离； L 为汽车轴距； F_{z1} 、 F_{z2} 为地面对车辆前、后轮的法向作用力； F_{xb1} 、 F_{xb2} 为前、后轮受到的地面制动力； $\mu_1(\lambda_1)$ 、 $\mu_2(\lambda_2)$ 为分别为前轮、后轮滑移率为 λ_1 、 λ_2 时的利用附着系数。考虑应满足 ECE 法规约束式(5)对目标函数最小值进行求解,可以得到汽车行驶在不同路面、不同制动强度时滑移率的最优值,进而计算最优分配系数 β 。求解结果如图 11 所示。

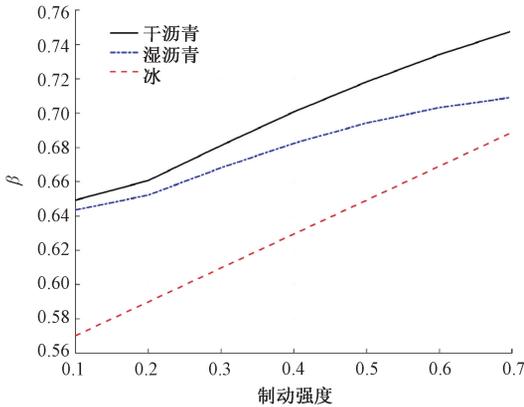


图 11 考虑路面条件的制动力分配系数曲线

Fig. 11 Curve of braking force distribution coefficient considering pavement conditions

3.3 考虑工况、驾驶风格与路面附着条件的再生制动力修正

为了限制不同工况与驾驶风格下再生制动力的参与程度,将电机在不同工况下修正后提供的最大再生制动力与电机所能提供的最大再生制动力的比值定义为工况修正因子 $\alpha_i (i = 1, 2, 3)$, 下标 i 分别表示 α 在畅通工况、普通工况与拥堵工况的值。同理,定义电机在不同驾驶风格下修正后所能提供的最大再生制动力与电机所能提供的最大再生制动力比值为驾驶风格修正因子 $\beta_i (i = 1, 2, 3)$, 下标 i 分别表示 β 在驾驶员属于谨慎型、普通型与激进型驾驶风格时的值。定义公式如式(6)和(7)所示。

$$\alpha_i = \frac{F_{Max_cycle}}{F_{Gen_Max}} \quad (6)$$

$$\beta_i = \frac{F_{Max_style}}{F_{Gen_Max}} \quad (7)$$

式中： F_{Max_cycle} 为当前工况修正后的电机可以提供的最大

再生制动力； F_{Max_style} 为当前驾驶员驾驶风格修正后的电机可以提供的最大再生制动力； F_{Gen_Max} 为电机能提供的最大再生制动力。

平均车速在一定程度上可以反映行驶工况的拥堵程度,例如行驶在城市工况中平均车速相对较小,因此通过统计 3 种工况的平均车速区间确定工况修正因子 α 的范围。同理,汽车在相同工况行驶时,驾驶员的驾驶风格越激烈,其整个驾驶循环内的平均制动踏板行程就越大,驾驶风格越谨慎,其平均制动踏板行程就相对越小,因此,选取驾驶循环内的平均制动踏板行程确定驾驶风格修正因子 β 的范围。

工况与驾驶风格修正因子确定的原则为:行驶工况越拥堵、驾驶风格的激进程度越高,更注重汽车制动稳定性的需求,相应地减少电机参与制动的程度,反之电机参与制动的程度应增大。对所采集的平均车速、平均制动踏板行程数据进行 KS 检验后,发现数据样本满足正态分布规律。将样本满足的一般正态分布转化为标准正态分布,采取 80% 的置信区间来确定每种工况的平均车速范围与每种驾驶风格的平均制动踏板行程范围,然后分别将平均车速与平均制动踏板行程的不同区间的端点进行统一并标准化到 $[0 \quad 1]$ 区间,最终得到不同工况、驾驶风格修正因子 $\alpha_i, \beta_i (i = 1, 2, 3)$ 范围如表 5、6 所示。

表 5 工况修正因子范围

Table 5 Driving cycle correction factor	
驾驶风格	修正因子范围
拥堵工况	$0 < \alpha_3 \leq 0.357$
普通工况	$0.357 < \alpha_2 \leq 0.803$
畅通工况	$0.803 < \alpha_1 \leq 1$

表 6 驾驶风格修正因子范围

Table 6 Driving style correction factor	
驾驶风格	修正因子范围
激进型	$0 < \beta_3 \leq 0.364$
普通型	$0.364 < \beta_2 \leq 0.773$
谨慎型	$0.773 < \beta_1 \leq 1$

经过以上计算确定了不同工况与驾驶风格对应的再生制动力修正因子范围,但在实际应用中,修正因子需要进一步确定。路面附着条件对电机参与制动的程度也存在较大的影响。在高附着路面时,使电机频繁参与制动可以增加能量回收,提高车辆经济性;在低附着路面时,更加注重车辆的制动稳定性与安全性,因此需要对再生制动进行限制。考虑路面附着条件来进一步确定工况与驾驶风格修正因子。

参考《GB/T 33195-2016 道路交通事故车辆速度鉴定》中的汽车纵滑附着系数参考值表^[20],并对其范围进行适当扩大。表 7 为不同路面类型对应的附着系数范

围。设附着系数范围下限为 u_{left} , 上限为 u_{right} , 取平均值为当前路面的附着系数 $u_i (i=1, 2, 3)$ 。

$$\mu_i = \frac{\mu_{left} + \mu_{right}}{2} \quad (8)$$

表7 不同路面类型的附着系数表

Table 7 Adhesion coefficient table for different pavement types

路面类型	u_i (48 km·h ⁻¹ 以下)	u_i (48 km·h ⁻¹ 以上)
干沥青	0.55~0.8	0.5~0.7
湿沥青	0.45~0.7	0.4~0.6
冰路面	0.1~0.2	0.1~0.15

定义 α_{i_left} 、 β_{i_left} 为修正因子 α_i 、 β_i 的对应范围下限, α_{i_right} 、 β_{i_right} 为修正因子 α_i 、 β_i 的对应范围上限, γ 为最终确定的再生制动修正因子, ω_1 、 ω_2 为权重因子, 反映了工况与驾驶风格对再生制动的影 响程度, 其中 ω_1 、 ω_2 均取 0.5。设定在干沥青路面上电机可以最大程度的参与制动, 即干沥青路面的附着系数 u_1 对应修正因子的最大值 α_{i_right} 、 β_{i_right} 。则 γ 可以用式(9)~(11)确定。

$$\gamma_1 = \frac{\mu_i}{\mu_1} (\alpha_{i_right} - \alpha_{i_left}) + \alpha_{i_left} \quad (9)$$

$$\gamma_2 = \frac{\mu_i}{\mu_1} (\beta_{i_right} - \beta_{i_left}) + \beta_{i_left} \quad (10)$$

$$\gamma = \omega_1 \gamma_1 + \omega_2 \gamma_2 \quad (11)$$

3.4 制动能量回收策略制定

汽车处于复合制动模式时, 需要综合考虑制动稳定性和能量回收率。不同的驾驶风格和路面类型对车辆制动稳定性和能量回收率有较大的影响。所制定的制动能量回收策略如图 12 所示。

1) 当车辆的电池荷电状态 (SOC) 在 80% 以上时, 考虑车用电池的使用寿命, 此时不宜进行再生制动, 采用纯机械制动模式。

2) 当制动强度较大时车辆进行紧急制动, 考虑制动稳定性, 此时采用纯机械制动模式。

3) 当电池 SOC 在 80% 以下且处于非紧急制动时, 采用混合制动。考虑工况、驾驶风格与路面识别结果确定分配系数 β 与再生制动力修正因子 γ , 在制动过程中实时调整策略, 提高车辆对各种驾驶条件的适应性。

4 仿真验证

通过 Simulink 与 Cruise 联合仿真的方式验证所提出策略有效性。假设所提出的路面识别算法准确, 并将路面类型作为仿真的已知条件。首先分别在干沥青、湿沥青与冰路面 3 种路面条件下进行简单制动工况仿真, 验证考虑附着条件的变比值分配策略的有效性。然后进行

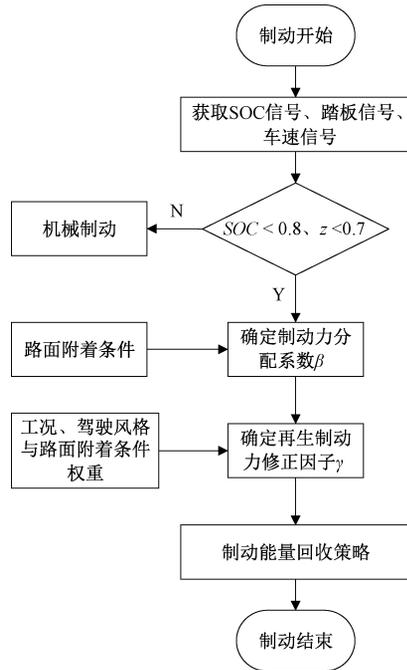


图 12 策略制定流程

Fig. 12 Strategy formulation flow chart

循环工况仿真, 以车速跟踪、电池 SOC 变化曲线与电机参与制动的程度等作为评价指标, 分析所提出策略有效性。

4.1 制动工况

设置汽车初始速度为 80 km/h, 在保证车轮不发生抱死的情况下, 分别在 3 种不同路面条件下进行仿真, 记录制动距离与车轮滑移率的变化情况。初始速度设定为 80 km/h, 验证结果如图 13~15 与表 8 所示。

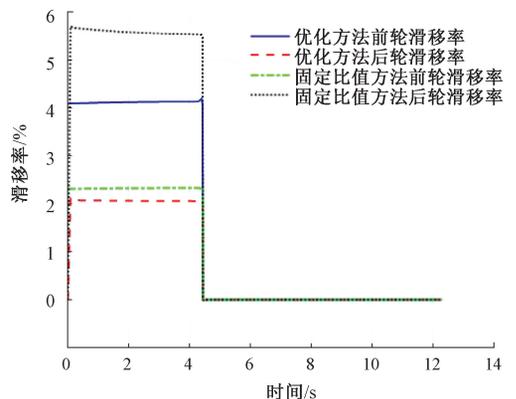


图 13 干沥青路面, $z = 0.5$ 时车轮滑移率

Fig. 13 Dry asphalt pavement, $z = 0.5$ wheel slip rate

仿真实验的结果表明, 在多种路面条件下, 当汽车执行常规制动且避免车轮抱死的情形中, 采用优化制动力分配方法相较于传统的固定比值分配方法, 在同等制动

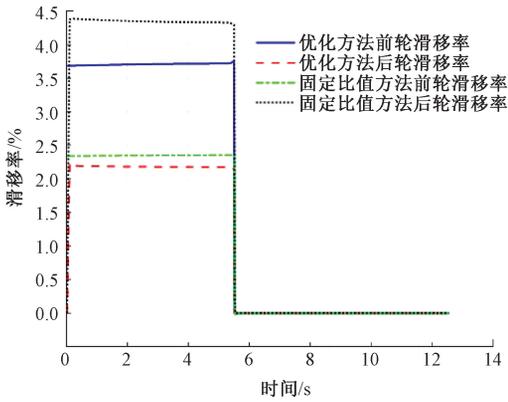


图 14 湿沥青路面, $z = 0.4$ 时车轮滑移率

Fig. 14 Wet asphalt pavement, $z = 0.4$ wheel slip rate

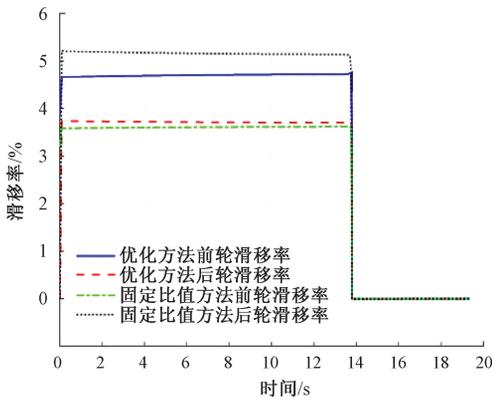


图 15 冰路面, $z = 0.15$ 时车轮滑移率

Fig. 15 Wheel slip rate on ice road, $z = 0.15$

条件下表现出更优越的制动效能。此外,使用优化策略时,后轴的滑移率显著降低,从而能够产生更大的横向反作用力,有利于增强车辆制动时的稳定性。

表 8 制动距离仿真结果

Table 8 Driving style correction factor

路面类型	固定比值方法	优化方法制动	制动距离缩短/m
	制动距离/m	距离/m	
干沥青($z = 0.5$)	49.93	49.16	0.77
湿沥青($z = 0.4$)	61.86	60.96	0.90
冰路面($z = 0.15$)	152.21	151.03	1.18

4.2 循环工况

图 16~18 所示为在 WLTC、NEDC 与 UDSS 循环工况下的车速跟踪曲线,可以看出,采用提出的控制策略的车辆模型能够精准地跟随预定的目标车速。图 19~24 所示为在 3 种循环工况下工况与驾驶风格识别的结果,可以看出,驾驶风格识别结果主要呈现为谨慎型与普通型。

图 25~30 所示为在干燥沥青路面条件下, WLTC、NEDC 与 UDSS 工况仿真中的电池荷电状态 (state of

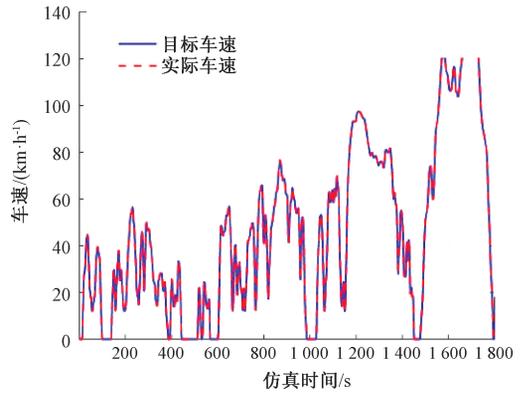


图 16 WLTC 工况速度跟随曲线

Fig. 16 WLTC speed follows the curve

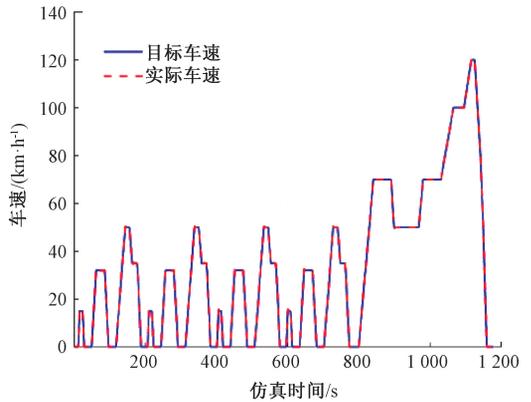


图 17 NEDC 工况速度跟随曲线

Fig. 17 NEDC speed follows the curve

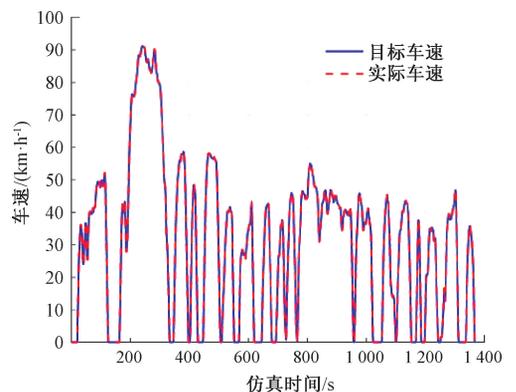


图 18 UDSS 工况速度跟随曲线

Fig. 18 UDSS speed follows the curve

charge, SOC) 变化曲线以及电机的再生制动力变化情况,并与当前广泛采用的基于车速和制动强度的策略、固定比值策略进行对比。

可以看出,在良好的路面附着条件下,且驾驶员主要呈现谨慎型或普通型的驾驶风格时,电机在制动过程中

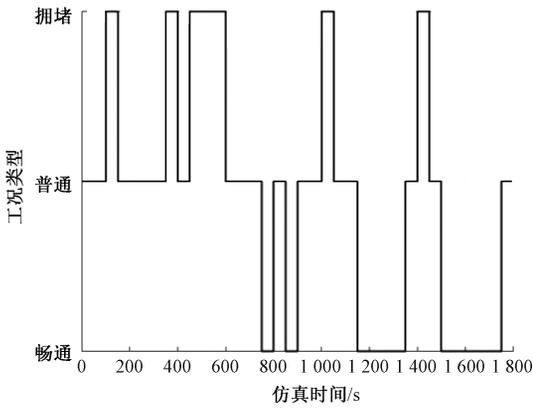


图 19 WLTC 工况识别结果

Fig. 19 WLTC condition recognition result

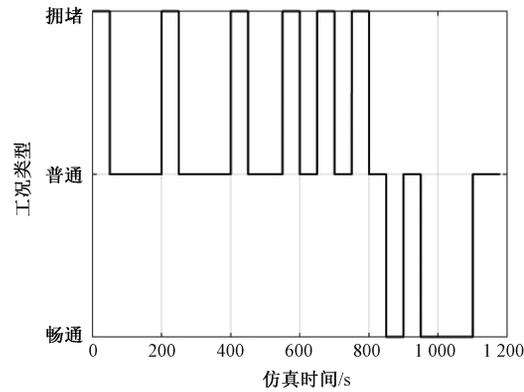


图 20 NEDC 工况识别结果

Fig. 20 NEDC condition recognition results

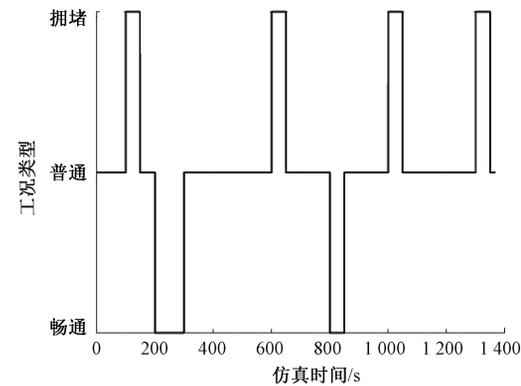


图 21 UDSS 工况识别结果

Fig. 21 NEDC condition recognition results

的平均参与度较高。提出的制动能量回收策略更加重视经济性,实现了较高的能量回收率。在 WLTC、NEDC 和 UDSS 3 种不同的循环工况结束时,相比于传统固定比值策略,SOC 分别提高了大约提高 2.0、0.9 和 1.5 个百分点。

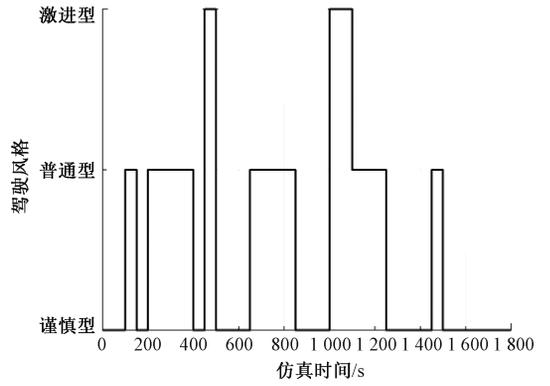


图 22 WLTC 驾驶风格识别结果

Fig. 22 WLTC driving style recognition results

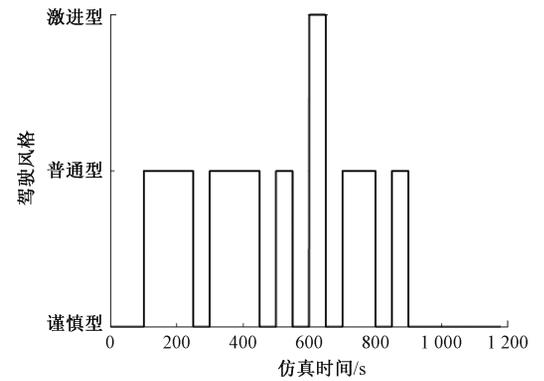


图 23 NEDC 驾驶风格识别结果

Fig. 23 NEDC driving style recognition results

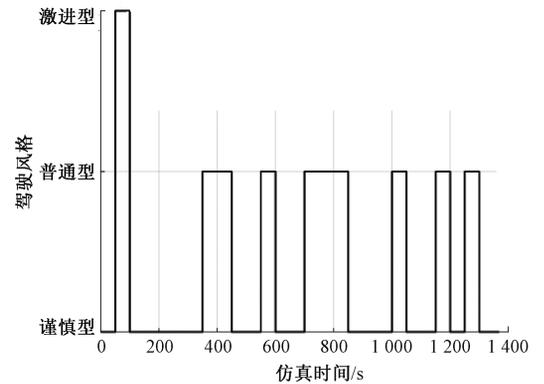


图 24 UDSS 驾驶风格识别结果

Fig. 24 UDSS driving style recognition results

在 NEDC 循环工况中,所提出的策略节能效果提升有限,其主要原因在于大多数制动都较为平缓,策略允许的再生制动力均足以满足制动需求,且在 NEDC 循环工况中,识别为拥堵工况的占比较大。

图 31~33 所示为在干燥沥青路面与湿滑沥青路面条件下,WLTC、NEDC 与 UDSS 3 种工况下的再生制动力

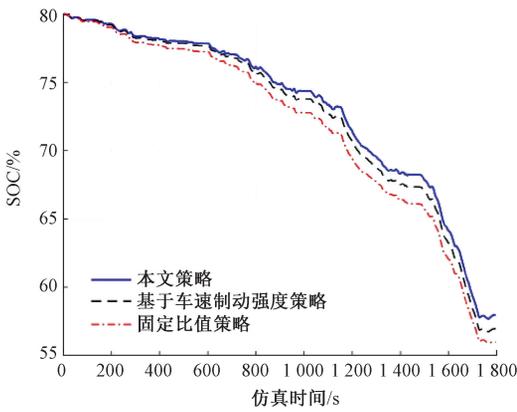


图 25 干沥青路面条件下 WLTC 工况 SOC 变化曲线
Fig. 25 SOC variation curve of WLTC working condition under dry asphalt pavement

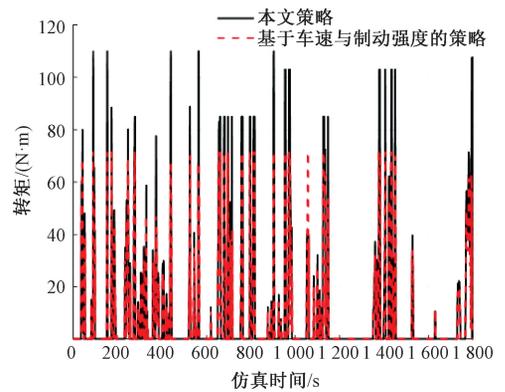


图 28 干沥青路面条件下 WLTC 工况再生制动力曲线
Fig. 28 Regenerative braking force curve under WLTC condition of dry asphalt pavement

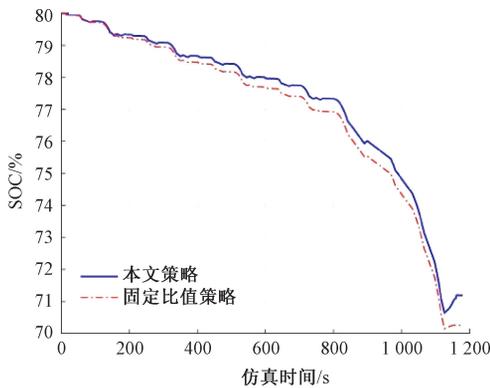


图 26 干沥青路面条件下 NEDC 工况 SOC 变化曲线
Fig. 26 SOC variation curve of NEDC working condition under dry asphalt pavement

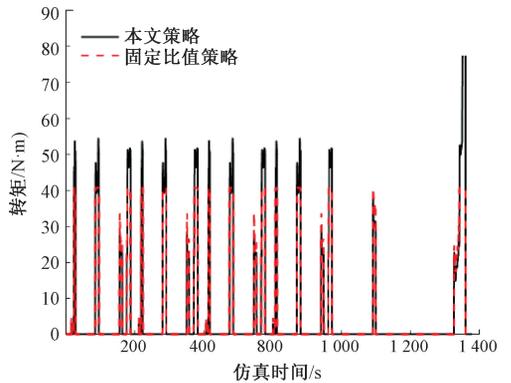


图 29 干沥青路面条件下 NEDC 工况再生制动力曲线
Fig. 29 Regenerative braking force curve under NEDC condition of dry asphalt pavement

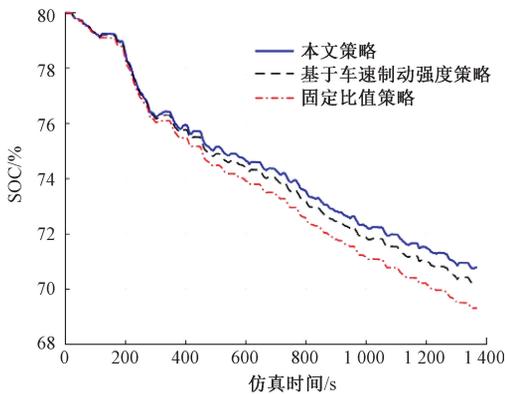


图 27 干沥青路面条件下 UDSS 工况 SOC 变化曲线
Fig. 27 SOC variation curve of UDSS working condition under dry asphalt pavement

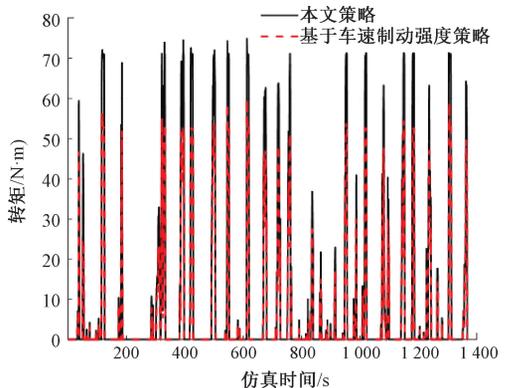


图 30 干沥青路面条件下 UDSS 工况再生制动力曲线
Fig. 30 Regenerative braking force curve under UDSS condition of dry asphalt pavement

变化曲线。通过对比可以发现,当路面条件由干燥转为湿滑时,能量回收的效率有所下降。这一现象归因于湿滑路面的附着条件限制了电机参与制动的程度,迫使制

动系统更多地依赖传统的液压制动机制。这样的转变确保了车辆在附着条件较差的路面上能够实现更加稳定和可靠的制动性能。

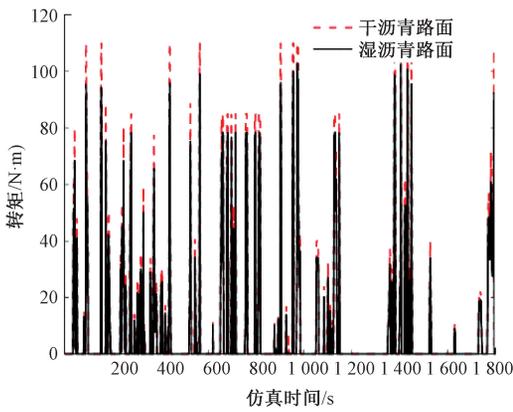


图 31 不同路面条件下 WLTC 工况再生制动力曲线

Fig. 31 Regenerative braking force curves of WLTC under different road conditions

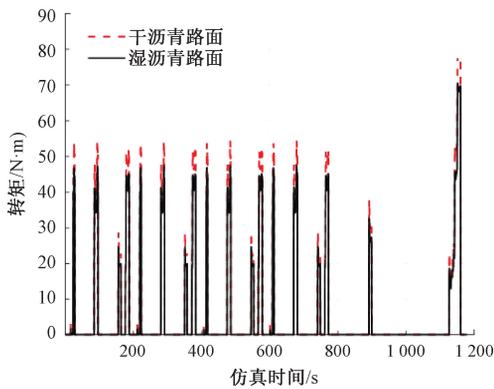


图 32 不同路面条件下 NEDC 工况再生制动力曲线

Fig. 32 Regenerative braking force curves of NEDC under different road conditions

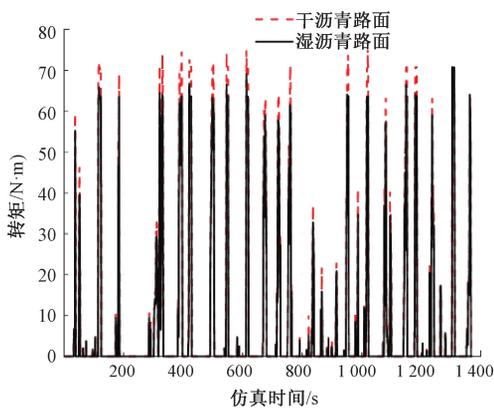


图 33 不同路面条件下 UDSS 工况再生制动力曲线

Fig. 33 Regenerative braking force curves of UDSS under different road conditions

5 结 论

针对前驱纯电动汽车的再生制动策略进行了深入研

究,综合考虑工况、驾驶风格与道路信息等因素进行策略的制定。文中主要对工况与驾驶风格辨识、道路识别、前后轴制动力优化分配、考虑多因素权重的再生制动力修正方法等进行了深入探究,并对所提出策略进行了仿真分析与对比。结果表明,相较于其他策略,策略在制动距离与稳定性方面有显著优势,并且可以实现更高的能量回收率,进一步提升了车辆的制动性能与续航能力。在驾驶环境的适应性方面,该策略在工况拥堵、激进驾驶与不利道路条件的情况下,仍能保持良好的制动表现。在当前研究者对再生制动策略的探索中,考虑多因素影响提高策略在实际驾驶中的适用性是一种趋势,并且已经取得了很多成果。在未来随着汽车智能化、网联化的深入发展,再生制动策略的研究还有更多的潜力等待研究者发掘。

参考文献

- [1] ZHAO F Q, LIU X L, ZHANG H Y, et al. Automobile industry under China's carbon peaking and carbon neutrality goals: Challenges, opportunities, and coping strategies [J]. Journal of Advanced Transportation, 2022(1): 1-13.
- [2] CHAO Y, SUN T L, WANG W D, et al. Regenerative braking system development and perspectives for electric vehicles: An overview [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 198(114389): 1364-0321.
- [3] HAMADA A T, ORHAN M F. An overview of regenerative braking systems [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 52:105033.
- [4] CHEN Q P, LYU Z Y, XU W H, et al. Regenerative braking control strategy based on pavement recognition controller for electric vehicle [J]. Energy Technology, 2023, 11(10): 2194-4288.
- [5] 潘公宇,徐申.考虑道路识别的四驱电动汽车再生制动策略 [J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1):1-7.
PAN G Y, XU SH. Regenerative braking strategy for four-wheel drive electric vehicles considering road recognition [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 1-7.
- [6] QIU C Q, WANG G L, MENG M Y, et al. A novel control strategy of regenerative braking system for electric vehicles under safety critical driving situations [J], Energy, 2018, 149: 0360-5442.
- [7] SPICHARTZ P, SOURKOUNIS C. Brake force distributions optimised with regard to energy recovery for electric vehicles with single front-wheel drive or rear-wheel drive [J]. IET Electrical Systems in Transportation, 2019, 9(4): 186-195.

- [8] LI W M, XU H T, LIU X B, et al. Regenerative braking control strategy for pure electric vehicles based on fuzzy neural network [J]. *Ain Shams Engineering Journal*, 2024, 15(2) : 2090-4479.
- [9] 屈滨, 韩涛, 张怡, 等. 基于模糊控制的纯电动汽车再生能量回收技术 [J]. *控制工程*, 2025, 32 (1) : 101-111.
QU B, HAN T, ZHANG Y, et al. Renewable energy recovery technology for pure electric vehicles based on fuzzy control [J]. *Control Engineering*, 2025, 32 (1) : 101-111.
- [10] QIN Y, ZHENG Z, CHEN J. Dual-fuzzy regenerative braking control strategy based on braking intention recognition [J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2024, 15(11) : 524.
- [11] LIU H, LEI Y, FU Y, et al. Multi-objective optimization study of regenerative braking control strategy for range-extended electric vehicle [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(5) : 1789.
- [12] 徐兴, 陈特, 陈龙, 等. 分布式驱动电动汽车转矩节能优化分配 [J]. *中国公路学报*, 2018, 31(5) : 183-190.
XU X, CHEN T, CHEN L, et al. Energy saving optimization of torque distribution for distributed drive electric vehicles [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2018, 31(5) : 183-190.
- [13] 张渊博, 王伟达, 张华, 等. 基于新型改进遗传算法的混合动力客车高效制动能量回收预测控制策略研究 [J]. *机械工程学报*, 2020, 56(18) : 105-115.
ZHANG Y B, WANG W D, ZHANG H, et al. Research on efficient braking energy recovery predictive control strategy for hybrid electric bus based on novel improved genetic algorithm [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(18) : 105-115.
- [14] 袁师召, 李军, 周舟. 基于制动意图识别的双轴四驱电动汽车制动控制策略研究 [J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2022, 45(2) : 158-164.
YUAN SH ZH, LI J, ZHOU ZH. Research on braking control strategy of two-axle four-wheel drive electric vehicle based on braking intention recognition [J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science Edition)*, 2022, 45(2) : 158-164.
- [15] QIU M, YU W, WANG L, et al. A regenerative braking control strategy for ICVs considering the coupling effect of driving conditions and driving styles [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72 (6) : 7195-7210.
- [16] 邱明明, 虞伟, 赵韩, 等. 考虑工况和驾驶风格耦合影响的插电式混合动力汽车制动能量回收策略 [J]. *中国机械工程*, 2022, 33(2) : 143-152.
QIU M M, YU W, ZHAO H, et al. Braking energy recovery strategy for plug-in hybrid electric Vehicles considering the coupling effects of working conditions and driving style [J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(2) : 143-152.
- [17] CORDTS M, OMRAN M, RAMOS S, et al. The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016.
- [18] BARNES D, GADD M, MURCUTT P, et al. The Oxford radar RobotCar dataset: A radar extension to the Oxford RobotCar dataset [C]. *Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2020 : 6433-6438.
- [19] BURCKHARDT M, FAHRWERK T. *Radschlupf-Regelsysteme* [M]. Würzburg : Vogel-Verlag, 1993 : 62-70.
- [20] 全国道路交通管理标准化技术委员会. 道路交通事故车辆速度鉴定: GB/T 33195-2016 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
National Road Traffic Management Standardization Technical Committee. *Vehicle speed evaluation in road traffic accidents: GB/T 33195-2016* [S]. Beijing: Standards Press of China, 2016.

作者简介



张冰战 (通信作者), 2011 年于合肥工业大学获得博士学位, 现为合肥工业大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为新能源汽车能量管理和动力传动技术与控制。

E-mail: zhangbingzhan@hfut.edu.cn

Zhang Bingzhan (Corresponding author)

received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology of in 2011. Now he is an associate professor and a M. Sc. supervisor at Hefei University of Technology. His main research interests include new energy vehicle energy management, vehicle powertrain dynamics and control.



边博乾, 2022 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为新能源汽车能量管理。

E-mail: 806737064@qq.com

Bian Boqian received his B. Sc. degree

from Hefei University of Technology of in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology. His main research interest includes new energy vehicle energy management.