

王庆宇. 基于 PCA-Kmeans 的电动公交车起步驾驶行为分类与节能行为量化指导[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(5): 97-104. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.250513

基于 PCA-Kmeans 的电动公交车起步驾驶行为分类 与节能行为量化指导

王庆宇

(南京林业大学 汽车与交通工程学院, 南京 210037)

摘要: 纯电动公交车在动力特性及驾驶操作行为上区别于传统燃油公交车, 因此在节能驾驶操作上, 应做出相对应的调整。现有研究的节能驾驶建议主要为定性建议, 本文提出了一种从数据驱动角度给予定量建议的办法, 通过借鉴国家标准 GB/T38146 中重型商用车工况构建时的特征参数集, 采用主成分分析法 (PCA) 对特征参数进行降维, 采用 K-means 算法实现驾驶习惯片段的分类提取, 根据低功耗片段, 选用加速踏板的特征参数, 计算得到量化的节能驾驶数值, 使用最小二乘法拟合出合适的低功耗速度走势曲线及方程, 拟合优度为 0.8419, 给出一些经济节约指导办法。

关键词: 数据驱动; 新能源汽车; 主成分分析法; K-means 算法; 最小二乘法拟合; 定量建议

中图分类号: TP311.13

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)05-0097-08

Classification of starting driving behavior and quantification of energy saving behavior of electric buses based on PCA-Kmeans

WANG Qingyu

(College of Automotive and Transportation Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: Pure electric buses differ from traditional fuel buses in terms of power characteristics and driving behavior, therefore corresponding adjustments should be made in energy-saving driving operations. The energy-saving driving suggestions in existing research are mainly qualitative suggestions. This article proposes a data-driven approach to provide quantitative suggestions. By drawing on the feature parameter set of heavy-duty commercial vehicles constructed under certain operating conditions in the national standard GB/T38146, Principal Component Analysis (PCA) is used to reduce the dimensionality of the feature parameters, and K-means algorithm is used to classify and extract driving habit fragments. Based on low-power fragments, the characteristic parameters of the accelerator pedal is selected, the quantified energy-saving driving values are calculated, and the least squares method is calculated to fit the appropriate low-power speed trend curve and equation, with a goodness of fit of 0.8419, to guide energy-saving driving operations.

Key words: data-driven; new energy vehicles; Principal Component Analysis; K-means algorithm; least squares fitting; quantitative recommendations

0 引言

近年来, 新能源纯电公交车得到了广泛应用。在该领域, 驾驶行为的节能性研究有益于国家双碳战略、即“碳中和”和“碳达峰”战略的推动与发展。纯电动公交车正逐步替代传统燃油公交车, 成为公交公司选用的主力车型^[1]。在这个替代的过程中, 驾驶员先前根据燃油车运行特性总结出的节能驾驶经验, 不能很好地适用纯电动公交车的节能驾驶操

作, 公交公司的驾驶员需要学习如何节能驾驶纯电动公交车, 目前的研究多给出定性的模糊建议, 如减少急加速、急减速的次数来降低驾驶能耗^[2], 所以本文以定量建议作为研究目标, 依托新能源汽车运行监控平台的信息, 发挥大数据优势, 从数据层面挖掘出节能驾驶规律, 科学合理地量化指导纯电动公交驾驶员节能驾驶, 对于公交公司降本增效以及节能驾驶系统的开发等方面具有重要意义。

在讨论如何节能起步之前, 需要确定一辆车能

耗高低的标准,纯电动公交取消了离合器、起动机、发动机、变速器等总成部件^[3-4],其能耗不能再按百公里油耗来计算,而是要按百公里用电量来计算^[5]。王天杰^[6]分析了城市路网中单位里程纯电动公交车能耗特点,然后以机动车比功率、加速度以及单位里程能耗作为关键评估指标,进行了运营经济性综合评估。何洪文等学者^[7]采用续驶里程、能耗和比能耗作为评价指标,提出了用等效乘客数和等效载荷评价公交车市区行驶的负载量,对其在市区行驶时的能耗进行了分析。本文因采样数据精度等原因,选择用起步片段的平均能耗来作为判断能耗高低的依据。

本文的研究对象为驾驶员的起步驾驶行为,由于驾驶员的操作受路况等因素影响,所以仅对驾驶员表现出习惯性行为的片段进行研究,纠正其习惯性行为有助于高效提升驾驶节能性。曹龙^[8]采用聚类算法和主成分分析,完成了非高峰期和高峰期纯电动公交车运行工况的构建,进行验证后可以反映实际的汽车运行状况。田顺等学者^[9]设计了一种以实车行驶工况为基础的电动公交车耗电量估计方法,引入 T-SNE 非线性机器学习算法进行数据降维,然后根据相似度最高原则和各类别比例关系构建电动公交车运行工况,在 Cruise 仿真环境进行百公里耗电量计算。

而驾驶行为作为具象的连续动作,需要思考如何将其抽象成数字化表达,刘强等学者^[10]探索驾驶员驾驶行为与电动公交车能耗之间的关系,采用随机森林算法建立电动公交车能耗预测模型。赵天欣^[11]采用 K-means 划分驾驶风格,然后基于 AVL Cruise 仿真模型输出公交车运行能耗数据,比较不同驾驶员的能耗风格差异。张红妮^[12]通过采集的纯电动公交车速度数据,借助整车仿真平台,计算行驶能耗的数据。根据速度、加速度、工况对能耗影响规律的分析,归纳出纯电动公交车能耗较高的驾驶行为,从而实现纯电动公交车的节能驾驶。吴海东等学者^[13]基于改进 TOPSIS 方法和独立性权系数法的驾驶行为量化评估模型,通过对公交运行的大数据进行分析处理,以排除车况、路况、载客量等干扰因素的影响。Terzi 等学者^[14]基于大数据分析对驾驶过程中的脑电数据进行分析,采用文献研究法总结脑电数据的分析成果,然后通过模拟驾驶实验对驾驶员脑电数据进行探讨与研究。

闫伟等学者^[15]通过实验采集并处理分析了汽

车的加速、制动和转向数据。通过分析将加速、制动、转向意图和驾驶风格预分类,使用模糊 C 均值算法进行验证并得出了每一类的隶属度。纪少波等学者^[16]通过不同驾驶行为特征参数的影响分析,提出了节能降耗驾驶行为在不同阶段下的建议。Yang 等学者^[17]和 Guo 等学者^[18]通过聚类分析了不同驾驶行为下的能耗,发现驾驶风格与能耗具有高度相关性。

1 数据选用

1.1 运行数据采集

本文数据来源于某生产企业纯电动公交车在新能源汽车运行监控平台,所获取的数据为 3 辆纯电动客车从 2020 年 1 月至 2021 年 1 月实际运行的数据。数据采集精度为 1 Hz,该平台数据包括整车、电机、电池以及定位四个主要部分,针对节能驾驶行为研究所需,保留采用整车、电机、定位的部分数据:车辆运行时间、车速、累计里程、总电压、总电流、加速踏板行程、制动踏板行程、电机转速、电机转矩、电机控制器输入电压、电机控制器直流母线电流、经度、纬度等。表 1 即为一行各属性数据的信息。

1.2 干扰项剔除

在整车节能性研究中,为了有针对性分析节能驾驶行为部分,需要对整车能耗因素进行拆解分析和剥离,电动公交车能耗影响因素如图 1 所示。由图 1 可知,整车能耗主要受天气条件、道路状况、行驶工况、车辆参数、驾驶行为五个主要因素影响。由于本次研究对象为同一批次出厂、运行里程数近似且在平原地带的苏州市同一条路线上运行的 3 辆 VIN 码分别为 V1、V2、V3 的纯电动公交车,因此剔除了车辆参数及道路状况差异,故需再对天气条件、行驶工况以及载客量三者干扰项进行简易剔除。

1.2.1 天气干扰因素差异剔除

天气条件对整车能耗的影响主要反映在空调的使用上。电动公交车空间大、载客量多、具备一定服务舒适度要求,空调的启用会影响整车的能耗波动范围。由对苏州公交公司吴中分公司的调研得知,冬季当日最低温低于 12℃,夏季当日最高温高于 26℃,将会开启空调。本文通过获取 2020 年苏州市全年每日最低最高温度,筛选出最低至最高温度处于 12℃~26℃ 区间范围内的日期,该范围日期内的空调不启用,即基本剔除了天气对于整车能耗的影响。

表 1 整车、驱动电机及定位信息

Table 1 Vehicle, drive motor and positioning information

数据类型	数据名称	数据	数据类型	数据名称	数据	
整车	车辆运行时间	2020/9/12	电机	电机个数	1	
	车辆状态	启动		电机状态	耗电	
	充电状态	未充电		电机转速/($r \cdot \text{min}^{-1}$)	457	
	运行模式	纯电		电机转矩/($N \cdot m$)	7.0	
	车速/($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	13.5		电机温度	13	
	累计里程/km	18 522.5		控制器温度/ $^{\circ}\text{C}$	13	
	总电压/V	559.3		输入电压/V	564.9	
	总电流/A	4.8		直流母线电流/A	1.0	
	SOC 状态	98		最高单体电压/V	3.3	
	DC-DC 状态	工作		最低单体电压/V	3.3	
	档位 (自动 D 挡)	无驱动力 无制动力		定位	定位状态	东经 北纬
	绝缘电阻/ $\text{k}\Omega$	59 999			经度	120.611 757
	加速踏板行程/%	0			纬度	31.235 924
	制动踏板状态/%	制动关				



图 1 电动公交车能耗影响因素

Fig. 1 Factors influencing energy consumption of electric buses

1.2.2 行驶工况及载客量差异剔除

公交车运行过程中会遇到复杂的行驶工况，在不同的时空条件下会遇到拥堵、通畅等不同的工况条件。由于本文的 3 个研究对象为同一运行路线的车辆，而公交车的早晚高峰与非早晚高峰运行工况具有显著差异。根据对于苏州市公交公司吴中分公司的调研显示，高峰期时间为上午的 7:00 至 9:30 和下午的 15:00 至 17:30，由于高峰期时段具有车载乘客多、道路行驶工况较为拥堵等特点，变量较大，不利于分析，故本文选择对非高峰期时间段数据进行研究分析。而本文在第 2 部分的工作，也在一定程度上起到了选择合适研究工况的作用，可提高分析的可靠性。

1.3 起步片段提取

在对苏州公交公司的调研中获悉，驾驶员的驾驶行为差异主要反映在站台、红绿灯起步阶段等的踏板操作上，且红绿灯起步阶段的踏板操作这一工况，驾驶者操作自由度高，一定程度上能耗高低主要取决于驾驶行为差异。故本文重点研究站台、红绿灯起步这一工况下的节能驾驶行为。车速这一特征，可较好反映驾驶员的驾驶行为，通过对速度曲线的分析，可以获得驾驶习惯下的优秀驾驶行为指导建议，本文将起步的数据判定条件设定为：速度从连续零值最后的零值至出现第一个极值为一次起步片段。以此为条件，使用 Python 提取出于 9~10 日全部运行数据中的起步片段，V1、V2、V3 共计 286 个运行片段。

1.4 起步片段数据预处理

1.4.1 异常值剔除

常用的异常值筛选的方法包括 3σ 法、 z -score 法和箱型图法,其中前 2 种方法均假设数据样本满足正态分布,而箱型图不需要对数据样本进行假设,其使用的范围更加广泛,故本文采用箱型图法作为

异常值筛选的基础方法。本文车辆运行数据电子限速为 50 km/h,考虑到下坡情况,存在超过 50 km/h 的可能,故将异常值上限设置为 51.5 km/h,通过箱线图剔除超速以及异常数据片段,如图 2 所示,已经剔除了 3 辆车起步片段出现速度异常值的片段。

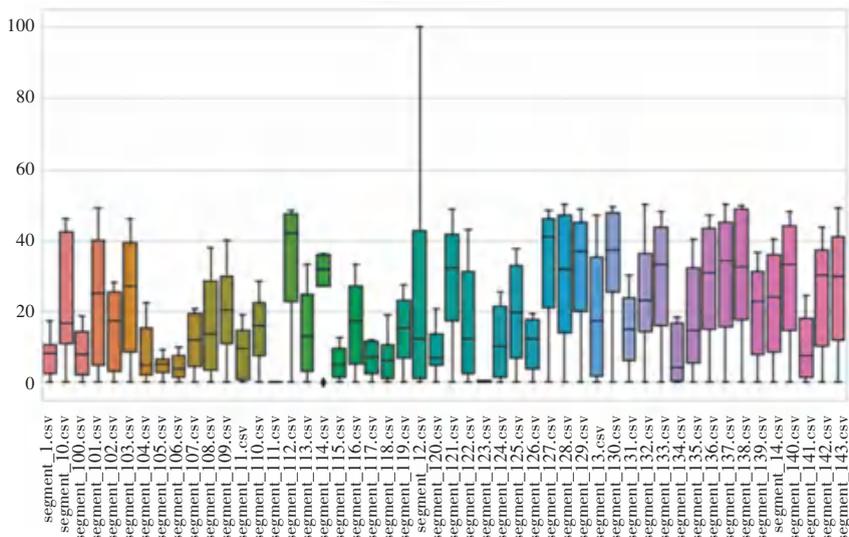


图 2 异常值筛选

Fig. 2 Abnormal value screening

1.4.2 空缺值填充

数据缺失值的处理包括 2 类。一是直接删除缺失值,二是对缺失值进行填充。当数据大量缺失,插值效果差,失真严重,应选择弃用该片段,零散缺失值使用插值可以有助于保留更多研究样本。缺失值填充中主要采用特殊值插补、固定值插补、插值填充以及滑动平均填充。本文采用滑动平均填充法对缺失值进行填充。滑动平均法又称作移动平均法,通过缺失值附近的数据对缺失值进行预测,遵循重近轻远的原则,可以有效地避免预测中的随机波动。滑动平均法填充缺失值的步骤如下:

(1) 缺失值识别。进行缺失值填充的第一步首先要找出数据样本中哪部分数据存在缺失,再进行后续填充。

(2) 确定滑动窗口。第一步中缺失数据位置找到后,确定选择缺失数据前后几个数据作为观测值来计算缺失值,这一步称为确定滑动窗口。一般在缺失值前后分别选择 2 个数据进行计算,此时滑动窗口大小为 2。

(3) 计算缺失值并填充。

2 驾驶行为提取

本文将驾驶行为定义为:驾驶者根据人体感受

器官捕捉到交通状况等的外界因素,对其做出个人的分析、判断与最终如何驾驶的决策,通过人体执行器官即手与脚对油门、制动踏板与方向盘执行符合其个人行为规律与习惯的加减速转向操作,使车辆在被复杂因素的影响下,经过动态调整后,表现出相对稳定的响应。

本文认为驾驶行为因具有一定的零散特性,即同一个驾驶员在其若干次驾驶操作中有行为存在差异,因此必须选取其具备代表性的驾驶行为、即习惯性驾驶下的驾驶操作作为研究样本。

2.1 驾驶习惯特征参数选取

根据 GB / T38146 中的第二部分:重型商用车辆的汽车行驶工况构建,选用运行时间、运行里程、最大速度、最大加速度、最大减速度、平均速度、运行平均速度、平均加速度、减速段平均加速度、相对正加速度、以及加速、减速、匀速、怠速的比例作为工况曲线统计特征、考虑到本文的研究对象主要为起步工况,故剔除最大减速度、运行平均速度、减速段平均加速度三个特征。这里给出驾驶习惯描述特征见表 2。为更精确识别出司机驾驶习惯片段,选用速度标准差和加速度标准差作为反映分布情况的特征。由此得到的 LKLA6D1B0LA756277 的 325 片段各特征值具体见表 3。

表 2 驾驶习惯描述特征
Table 2 Characteristics of driving habits description

No.	特征	描述
1	运行时间/s	起步片段的持续时间
2	运行里程/m	起步片段行驶经过里程,根据每秒速度采样累计求和可得
3	平均速度/(km · h ⁻¹)	起步片段速度的平均值
4	最大速度/(km · h ⁻¹)	起步片段速度的最大值
5	平均加速度/(m · s ⁻²)	起步片段加速度的平均值
6	最大加速度/(m · s ⁻²)	起步片段加速度的最大值
7	速度标准差	起步片段速度方差的算术平方根
8	加速度标准差	起步片段加速度方差的算术平方根
9	相对正加速度/(m · s ⁻²)	$RPA = \frac{\int_0^T (v_i \times a_i^+) \cdot dt}{x}$ i 表示采样时刻,单位为 s; v_i 表示车辆在第 i 秒的速度,单位为(m · s ⁻¹); a_i^+ 表示加速度大于 0 m/s ² 的加速度值,单位为(m · s ⁻²); x 表示车辆运行里程,单位为 m

表 3 LKLA6D1B0LA756277 的 325 片段各特征值
Table 3 Characteristic values of 325 segments of LKLA6D1B0LA756277

No.	平均速度/ (km · h ⁻¹)	最大加速度/ (m · s ⁻²)	最大速度/ (km · h ⁻¹)	平均加速度/ (m · s ⁻²)	运行时间/ s	运行里程/ m	速度 标准差	加速度 标准差	RPA/ (m · s ⁻²)
1	7.72	1.89	17.4	1.21	5	10.72	6.92	0.66	6.62
2	7.60	1.44	15.0	0.83	6	12.67	6.74	0.67	3.85
3	1.70	0.92	4.2	0.58	3	1.42	2.21	0.47	4.89
...
324	24.93	1.92	41.9	0.89	14	96.94	15.99	0.63	2.98
325	0.89	0.19	1.3	0.05	8	1.97	0.52	0.07	0.18

2.2 驾驶行为习惯特征参数优化

2.2.1 PCA 降维

本文参考国标 GB / T38146 选取的特征参数以及速度和加速度标准差可有效地从若干起步片段中提取出符合驾驶员驾驶行为习惯的部分,但为了最大限度地减少计算所需的资源,并最大限度地保留驾驶行为特征参数中包含的信息,需要对参数特征的数量进行降维优化,本文采用 PCA(Principal Components Analysis)、即主成分分析技术对 9 个维度的信息进行降维,降维至 3 个维度去描述驾驶习惯。

2.2.2 K-means 聚类

用 3 个驾驶行为因子去描述驾驶行为,通过 K-means 聚类设定为 3 类,K-means 算法从数据集中随机选择 K 个点作为聚类中心点,计算数据集的数据点

与聚类中心点之间的欧几里得距离,并将其分配给欧几里得距离最小的聚类中心点。然后,将原始聚类中心替换为 K 聚类的平均值,并迭代直到聚类中心点保持不变或误差平方和达到局部最小值。研究中,计算欧几里得距离的公式为:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - k_i)^2} \tag{1}$$

其中, d 表示从数据点到聚类中心点的欧几里得距离; n 表示数据点的维度; x_i 表示数据点特征参数; k_i 表示聚类中心点特征参数。

误差平方和是指数据集中所有数据点的聚类误差之和,可以在一定程度上代表聚类效果。计算公式为:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} |x - k_i|^2 \tag{2}$$

其中, SSE 表示误差的平方和; C_i 表示 i 型数据; k_i 是 C_i 的聚类中心点; x 表示 i 型数据集中的任何点。

3 辆车驾驶员的驾驶习惯行为聚类如图 3 所示。图 3(a) 轮廓系数为 0.718, 图 3(b) 轮廓系数为

0.763, 图 3(c) 轮廓系数为 0.692。驾驶行为可被有效分类为 3 类。其间具有显著差异, 将其划分为 3 类后, 选择各车辆 3 类样本中, 符合起步行为规律、样本数最多的一类样本进行驾驶行为节能性分析。

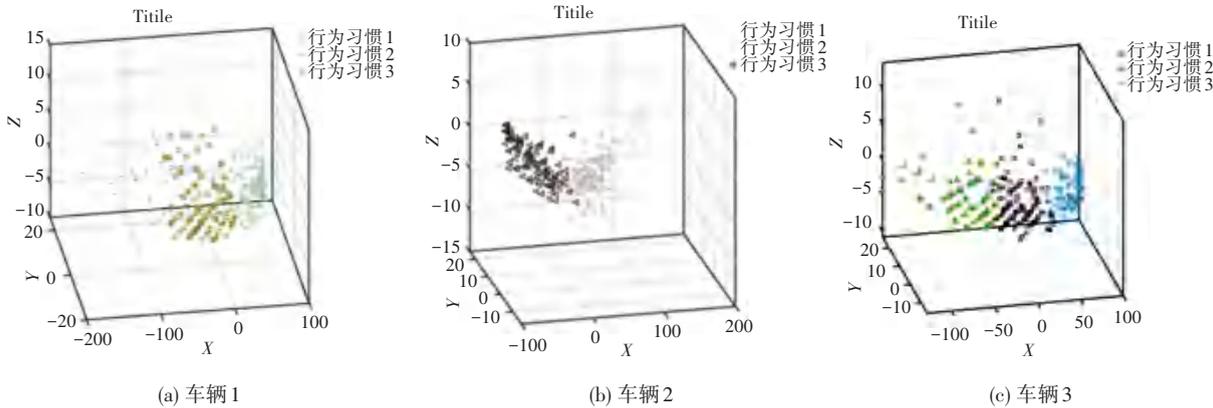


图 3 3 辆车驾驶员驾驶习惯行为聚类

Fig. 3 Clustering of driving habits and behaviors of three vehicle drivers

3 节能驾驶行为获取

本文从苏州公交的实际需求出发, 根据苏州公交运行的规律及工况, 选择不受车载空调干扰分析的时间进行研究, 结合所采集的 CAN 总线和 GPS 位置信息数据, 通过选择合适的特征, 聚类获得驾驶员大部分情况下的起步驾驶行为, 即此车辆驾驶员起步时的驾驶习惯。与此同时, 由于公交车的站台红绿灯起步, 占其一天中起步的大多数情况, 所以可以推测出, 聚类得到的典型数据可代表驾驶员在站台红绿灯起步的驾驶习惯性行为。通过分析习惯性片段即可得到针对驾驶者的最优驾驶行为建议。

3.1 平均功耗

通过采集 CAN 总线的的数据, 可获得车辆的电机

控制器输入电压(V)以及电机控制器直流母线电流(A), 分别代表了电机在采样时所使用的电压及电流, 研究用到的公式为:

$$P = U \times I \tag{3}$$

由此可得每秒车辆的行驶功率值, 结果见表 4。为表达车辆在行驶过程中的能量消耗, 用此段时间车辆所做的功来描述具体能耗大小是较为合适的, 故由下式计算可得到若干起步片段的平均能耗值:

$$\bar{J} = \frac{\sum_{i=1}^n J_i}{t} \tag{4}$$

其中, \bar{J} 表示平均功耗; t 表示片段时长; J_i 表示 i 时刻所做的功。

表 4 车辆运行功率

Table 4 Vehicle operating power

数据时间	速度/(km · h ⁻¹)	电机控制器输入电压/V	电机控制器直流母线电流/A	功率/w
2020/12/12 7:08	0	电机 1:567.9	电机 1:2.0	1 135.8
2020/12/12 7:08	0.2	电机 1:565.9	电机 1:8.0	4 527.2
.....
2020/12/12 7:08	44.6	电机 1:557.9	电机 1:134.0	74 758.6
2020/12/12 7:08	46.0	电机 1:565.9	电机 1:9.0	5 093.1

运行片段运行平均能耗见表 5。由表 5 可知, 起步片段有一定平均能耗的差异, 平均功耗频率分布如图 4 所示。根据图 4 可知, 能耗分布频率较高

的范围为(0~10 000)、(60 000~70 000)两部分, 这 2 部分数据能反映在非高峰时段 2 种典型的工况、即少载容量通畅路段起步和正常载容量正常路段起

步。由于第一种工况中分布了大量跟驰的零散片段,且无法有效地和普通少载客通畅路段起步区别开来,故本研究提取(60 000~70 000)区间的片段,对片段的平均能耗进行排序。

表 5 运行片段运行平均能耗

Table 5 Average energy consumption of running fragments

起步片段号	平均功耗/J
七七-segment_23. csv	1 135. 800 000
七八-segment_294. csv	5 894. 366 667
七九-segment_119. csv	34 623. 247 060
.....
七八-segment_212. csv	6 386. 040 000
七九-segment_252. csv	68 383. 846 670

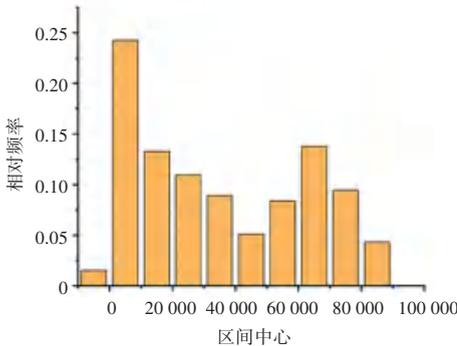


图 4 平均功耗频率分布图

Fig. 4 Average power consumption frequency distribution diagram

3.2 驾驶行为特征值推荐

驾驶员对于车辆的操作主要反映在其对踏板的踩踏深度及变化速率上,本文选用低功耗的起步片段数据中体现踏板踩踏动作的特征参数描述这一工况下的驾驶行为,即选用 10 个低功耗片段中的加速踏板的平均值、最大值、标准差以及踩踏加速踏板的加速度平均值、最大值、标准差,来作为给予驾驶员的节能驾驶建议指标。实际上,这些数值直接反馈给驾驶员,驾驶员是无法根据这些数值而去调整实现节能驾驶的,但这些数值可用于节能驾驶系统或相关的系统开发中的阈值或推荐值使用,节能驾驶设备在行驶数据达到某值时将做出提醒,以灯光图形或声音提醒形式给予驾驶员驾驶建议。

根据筛选得到(60 000~70 000 J)起步片段中功耗最低的 10 个片段(见表 6、表 7)。

表 6 多载客正常路段起步低功耗片段

Table 6 Low power consumption fragments for starting on normal road sections with multiple passengers

起步片段号	平均功耗/J
七八-segment_112. csv	60 310. 260 00
七九-segment_85. csv	60 475. 746 15
.....
七九-segment_155. csv	60 525. 800 00
七七-segment_240. csv	61 696. 642 86

表 7 低功耗平均值推荐

Table 7 Recommended low power consumption average values

File	踏板最大深度/%	踏板深度 平均值/%	踏板深度 标准差	踏板深度 最大变化率/%	踏板深度 平均变化率/%	踏板深度 变化率标准差
18	98	68. 357 142 86	44. 513 795 86	82. 0	0	36. 968 455 02
28	98	73. 800 000 00	33. 719 854 26	31. 0	0. 5	27. 323 559 85
44	98	64. 333 333 33	49. 886 537 93	98. 0	0	67. 275 552 77
85	98	66. 153 846 15	35. 769 740 83	44. 0	0	31. 162 331 57
112	72	47. 400 000 00	29. 577 018 11	51. 0	10. 5	34. 161 381 71
139	95	66. 375 000 00	39. 770 547 25	62. 0	1. 0	45. 978 255 73
145	98	67. 882 352 94	31. 575 073 94	72. 0	3. 0	32. 292 413 97
155	98	71. 823 529 41	36. 225 397 33	43. 0	0	29. 287 084 75
240	97	61. 714 285 71	42. 523 382 92	82. 0	0	51. 811 195 70
281	98	50. 000 000 00	42. 308 391 60	73. 0	0	50. 261 538 20
低功耗特征平均值	95	63. 783 949 04	38. 586 974 00	63. 8	1. 5	40. 652 176 93

通过数据筛选及计算,在典型的起步加速工况下,针对加速踏板的操作,给出如下建议:起步加速时,踏板最大深度踩至 95%,踏板深度平均值为 63.8%,踏板深度标准差为 38.6,踏板深度最大变化率为 63.8%,踏板深度平均变化 1.5%,踏板深度变化率标准差为 40.65。

3.3 驾驶行为分布推荐

驾驶行为中的起步工况,用加速踏板的均值、最大值、标准差等值来作为节能驾驶的建议,对于驾驶员的学习实践能力是一种考验。为能直接使驾驶员明白如何去节能驾驶,同时也出于节能驾驶系统或相关的设备的开发考虑,本文通过最小二乘法拟合最

优驾驶行为片段的曲线及方程来给予驾驶员较为直观的节能驾驶建议。

站台起步节能驾驶速度走势如图5所示。图5中, x 轴为时间、单位为s, y 轴为速度、单位为km/h。研究推得的拟合方程为:

$$y = -0.03826x^2 + 3.675x - 0.4267 \quad (5)$$

拟合优度(R-squared)为0.8419,说明拟合方程回归效果较好。实际上,公交车在运行过程中,由于各站点与红绿灯处,其周边设施以及人流量等因素具有差异性,所以在不同时间内达到其可达到的速度极值各不相同。根据起步工况下的节能操作分布,可得到不同时间范围内节能操作速度走势(见图5),参考此走势可给予驾驶者较为清晰、易懂易实践的指导。

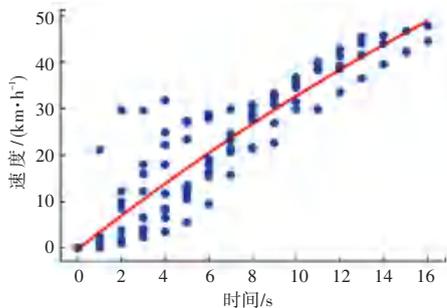


图5 站台起步节能驾驶速度走势建议图

Fig. 5 Suggested trend of energy saving driving speed at platform start

4 结束语

本文采用国标建议的工况构建特征参数描述驾驶行为,使用PCA降维算法将多维度的数据降维成3个驾驶行为因子,用以描述典型驾驶行为。通过K-means算法聚类得到起步工况下的典型驾驶行为及其起步数据片段,根据这些典型驾驶行为片段,提取出最具典型性的低功耗部分,计算低功耗部分的驾驶员行为特征,得到节能驾驶数值与走势建议,结论如下。

(1)通过数据筛选及计算,在典型的起步加速工况下,针对加速踏板的操作,给出如下建议:起步加速时,踏板最大深度踩至95%,踏板深度平均值为63.8%,踏板深度标准差为38.6,踏板深度最大变化率为63.8%,踏板深度平均变化1.5%,踏板深度变化率标准差为40.65。

(2)根据10个最低能耗驾驶片段的数值分布,拟合出起步工况下的速度走势曲线及方程 $y =$

$-0.03826x^2 + 3.675x - 0.4267$,在不同的起步时间内应达到对应的速度,可以达到节能驾驶的效果。

研究表明,对苏州公交司机的节能驾驶具有量化建议效果,对其改善平时驾驶能耗具有积极作用,同时可为未来电动公交车自动驾驶考虑到节能性提供参考。在后续研究中,在干扰项剔除方面尚还有改进空间,更精确的干扰项剔除可提高节能建议的精准程度。

参考文献

- [1] 刘亚飞,康清蓉,刘永红,等. 重庆市主城区纯电动公交车全面推广应用的 政策分析[J]. 城市公共交通,2021(9):34-38.
- [2] 张红妮. 基于驾驶行为的纯电动公交车能耗规律与节能对策[D]. 西安:长安大学,2020.
- [3] 姬鹏,赵一凡. 运行参数对电动公交车能耗的影响分析[J]. 机械设计与制造,2016(4):126-129.
- [4] 黄旭,李永昌. 纯电动公交车与CNG公交车经济性对比分析[J]. 城市公共交通,2019(5):23-24.
- [5] 潘毅勇,吴凯文. 纯电动公交车应从哪几方面节能降耗[J]. 人民公交,2021(11):73-77.
- [6] 王天杰. 基于行驶工况的纯电动公交车起步评价研究[D]. 福州:福建工程学院,2021.
- [7] 何洪文,孙逢春,余晓江. 电动公交车BJD6100-EV市区行驶能耗分析[J]. 北京理工大学学报,2004,24(3):222-225.
- [8] 曹龙. 纯电动公交车运行工况构建与动力系统匹配研究[D]. 西安:长安大学,2021.
- [9] 田顺,郑博文,孙健,等. 基于实车行驶工况的电动公交运营期碳足迹测算[J]. 交通运输系统工程与信息,2022,22(4):149-157.
- [10] 刘强,严修,鲁誉,等. 考虑驾驶风格的电动公交车能耗灰色关联投影-随机森林预测模型[J]. 交通信息与安全,2022,40(5):129-138.
- [11] 赵天欣. 驾驶风格对纯电动公交车行驶能耗的影响[J]. 汽车实用技术,2022,47(21):207-211.
- [12] 张红妮. 基于驾驶行为的纯电动公交车能耗规律与节能对策[D]. 西安:长安大学,2020.
- [13] 吴海东,臧力卓,肖百卉,等. 基于新能源公交大数据的驾驶行为经济性评估[J]. 中国公路学报,2022,35(3):177-190.
- [14] TERZI R, SAGIROUGLU S, DEMIREZEN M U. Big data perspective for driver/driving behavior [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine,2020,12(2):20-35.
- [15] 闫伟,胥凌志,李嘉硕,等. 基于大数据的汽车驾驶员驾驶意图识别分析[J]. 农业装备与车辆工程,2022,60(8):1-5.
- [16] 纪少波,李洋,李萌,等. 纯电动共享汽车驾驶行为对能耗的影响[J]. 吉林大学学报(工学版),2022,52(4):754-763.
- [17] YANG Xing, LV Chen, CAO Dongpu, et al. Energy oriented driving behavior analysis and personalized prediction of vehicle states with joint time series modeling [J]. Applied Energy,2020,261:114471.
- [18] GUO Jianhua, JIANG Yu, YU Yuanbin, et al. Anovel energy consumption prediction model with combination of road information and driving style of BEVs [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2020,42: 100826.