

基于城市物流的两轮电动车续驶测试工况构建

张琪, 王文彬, 屈恒博, 蓝松*

合肥工业大学汽车与交通工程学院, 安徽 合肥 230009

摘要:为准确测试两轮电动车真实行驶状态下的实际续驶里程,使用全球定位系统(global positioning system, GPS)车速表和指南针应用软件采集2位外卖配送员在合肥市城区和城郊一周的实际行驶数据,综合考虑车速、路况等因素,采用主成分分析和K-means聚类分析方法,构建准确反映两轮电动车实际行驶状况的综合测试工况。分析结果表明:采用主成分分析和K-means聚类分析方法构建的工况更贴近两轮电动车日常使用场景,可以为其续驶能力评测提供更加科学的依据。

关键词:测试工况;主成分分析;K-means聚类分析;两轮电动车;续驶里程

中图分类号:U492.22

文献标志码:A

文章编号:1673-6397(2024)06-0060-08

引用格式:张琪,王文彬,屈恒博,等.基于城市物流的两轮电动车续驶测试工况构建[J].内燃机与动力装置, 2024, 41(6):60-67.

ZHANG Qi, WANG Wenbin, QU Hengbo, et al. Construction of driving test conditions for a two-wheeled electric vehicle based on urban logistics [J]. Internal Combustion Engine & Powerplant, 2024, 41(6):60-67.

0 引言

随着城市化进程的加快,两轮电动车因环保、便捷和机动灵活的特点,在城市日常通勤和城市快速物流中发挥重要作用^[1-3]。相比城市通勤,用于城市快速物流的两轮电动车的工作时间普遍较长(一般每天为8~10 h),对能量消耗与续驶里程的要求较高^[4-5]。

当前市场上两轮电动车的续驶能力评测标准存在不足,多数车企仍然采用每100 km消耗的电量,通常采用等速法测试车辆的续驶里程,测试工况较简单^[6-7]。两轮电动车在实际行驶过程中,由于频繁起停、行驶路况变化以及城市交通规划等消耗的能量存在差异,等速测试工况很难准确反映两轮电动车的真实使用状况,导致两轮电动车生产企业测试的标称续驶里程与消费者的实际体验存在较大差异。这种现象不仅导致两轮电动车行业内续驶能力的夸大宣传,也给消费者尤其是城市快速物流行业的两轮电动车驾驶者带来了困扰。

为保证两轮电动车行驶工况更贴近用户的日常使用场景,本文中利用全球定位系统(global positioning system, GPS)车速表和指南针应用软件采集外卖员一周的行驶数据,运用主成分分析^[8-10]和K-means聚类分析^[11-12]统计学方法进行数据处理,在综合考虑车速、路况和停车频率等因素的基础上,建立能够准确反映两轮电动车在城市快速物流行业实际行驶状况的综合测试工况,为两轮电动车真实行驶下的续驶能力评测提供更加科学的依据。

收稿日期:2024-10-02

基金项目:安徽省自然科学基金(2308085QE175);教育部“春晖计划”合作科研项目(HZKY20220202);合肥市关键技术“揭榜挂帅”项目(2023SGJ017)

第一作者简介:张琪(2004—),女,安徽蚌埠人,主要研究方向为新能源汽车动力系统与热管理, E-mail:2022213168@mail.hfut.edu.cn。

***通信作者简介:**蓝松(1988—),男,湖北襄阳人,工学博士,副研究员,主要研究方向为新能源汽车动力系统与热管理, E-mail:2021800188@hfut.edu.cn。

1 数据来源及采集

邀请合肥市的 2 位外卖配送员参与试验,一位为全职外卖员,主要负责城郊区域的配送任务;另一位为兼职外卖员,主要在城区内工作。测试车辆为行业内具有广泛代表性且符合文献[13]要求的型号为 E10lite-D 运动版两轮电动车。

合肥市城区与城郊路段可以覆盖两轮电动车在城市快速物流领域中的典型使用场景,2 名外卖员的驾驶信息分别代表城区和城郊 2 种不同的行驶环境,数据集能够覆盖两轮电动车在城市快速物流领域中的典型使用场景,包括不同的交通密度、道路条件和行驶模式。为精确记录外卖员在日常送餐过程中的行驶数据,采用 GPS 车速表和指南针应用软件作为数据采集工具,安装在外卖员的手机上,应用软件运行示意图如图 1 所示。为了应对潜在的设备故障或数据丢失风险,本次测试中使用备用机和车速表应用软件,外卖员将备用的 GPS 车速表放在车后座的座桶中正常送单,保障数据采集的连续性和完整性。



图 1 GPS 车速表和指南针应用软件运行示意图

在数据采集期间,外卖员按照日常的工作流程进行配送,无需进行任何特殊操作,以保证数据的真实性和自然性,数据采样周期为 1 s,记录频率为每 2~3 h 一次,涵盖两轮电动车的运动速度与行驶距离等关键参数。数据采集结束后,对收集的数据进行系统整理与分析,评估两轮电动车的实际性能。全职和兼职外卖员测试数据如表 1、2 所示。

表 1 全职外卖员测试数据

日期	行驶里程/km	行驶时间/h	平均速度/(km·h ⁻¹)	日期	行驶里程/km	行驶时间/h	平均速度/(km·h ⁻¹)
01-16	105. 57	13. 13	8. 04	01-20	108. 78	12. 07	9. 01
01-17	114. 75	11. 60	9. 89	01-21	134. 10	12. 30	10. 90
01-18	121. 22	11. 97	10. 12	01-22	137. 70	10. 61	12. 98
01-19	137. 92	12. 20	11. 30				

表 2 兼职外卖员测试数据

日期	行驶里程/km	行驶时间/h	平均速度/(km·h ⁻¹)	日期	行驶里程/km	行驶时间/h	平均速度/(km·h ⁻¹)
01-08	35. 79	3. 58	10. 00	01-12	47. 14	5. 02	9. 39
01-09	40. 33	4. 38	9. 21	01-16	26. 51	3. 17	8. 36
01-11	52. 73	6. 01	8. 77	01-21	40. 97	3. 91	10. 48

由表 1、2 可知:全职外卖员测试时间为 7 d,最高时速达到 42 km/h,行驶里程为 860. 04 km,总行驶时间为 83. 88 h,平均速度为 10. 25 km/h;兼职外卖员测试时间为 6 d,最高时速达到 42 km/h,行驶里程为 243. 47 km,行驶时间为 26. 07 h,平均速度为 9. 34 km/h。

2 行驶工况构建

2.1 数据预处理及运动学片段划分

由于数据采集过程中存在大量的环境噪声,使用移动均值滤波算法对数据进行滤波处理。为了便于处理和分析较大规模的行驶工况数据,定义一个运动学片段为:从两轮电动车处于怠速状态开始,经历加

速、匀速、减速直至下一个怠速状态的完整区间。整个数据集被划分为多个运动学片段,其中怠速段为两轮电动车速度低于 2 km/h 的连续过程。典型的运动学片段如图 2 所示。定义运动学片段后,为保证后续分析的数据质量及有效性,需进行异常片段的识别与剔除工作。如果在一个片段中出现了异常的加减速数据(如加速度大于 4 m/s^2 或减速度小于 -8 m/s^2),舍弃该片段;此外,为了确保测试工况能够代表大多数日常驾驶情况,剔除那些极端的短时间或长时间片段(如片段的总时间少于 40 s 或超过 500 s),提高数据集的代表性和实用性;如果每个片段中的怠速阶段持续时间超过 180 s ,只保留前 180 s 的数据,超出部分将被剔除。采集的城市行驶工况原始数据时间总量为 $92\,185 \text{ s}$,经过异常片段的剔除处理后,最终获得的预处理完整数据集的时间为 $91\,175 \text{ s}$,运动学片段为 496 个。

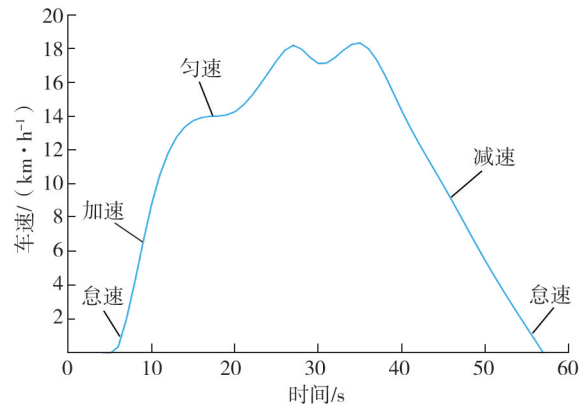


图 2 典型运动学片段

2.2 特征参数提取

特征参数对准确描述运动学片段至关重要。虽然更多的参数能提高描述的准确性,但也可能引入计算冗余^[14]。在本研究中,选择 15 个关键特征参数详细描述运动学片段的信息,如表 3 所示。

表 3 运动学片段特征参数表

主成分	特征参数	主成分	特征参数	主成分	特征参数	主成分	特征参数	主成分	特征参数
1	行驶时间	4	平均行驶速度	7	最大加速度	10	怠速时间比	13	减速时间比
2	行驶距离	5	最大速度	8	平均减速度	11	加速时间比	14	速度标准差
3	平均速度	6	平均加速度	9	最大减速度	12	匀速时间比	15	加速度标准差

2.3 主成分分析

计算所有运动学片段的特征参数后,对 15 个特征参数进行分析处理。由于这些参数具有较高维度且相互间可能存在相关性,易导致信息冗余,增加计算需求,因此为简化分析,采用主成分分析法进行降维处理^[15]。主成分分析法通过正交变换将可能存在相关性的变量转换为一组线性不相关的变量,即主成分^[16]。主成分分析法分析步骤为:数据标准化、计算相关系数矩阵、求解相关系数矩阵和特征向量矩阵、求解主成分贡献率、求解主成分得分。

2.3.1 数据标准化

由于运动学片段各特征参数的单位不一致,为了更好地进行统一分析,对参数进行标准化处理。

首先,构建表示运动学片段的特征参数的参数矩阵

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1j} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ij} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: x_{ab} 为第 a 个运动学片段的第 b 个特征值, $a=1,2,\cdots,i; b=1,2,\cdots,j$ 。

对 $\mathbf{X}$ 进行标准化处理,得到标准化矩阵

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1j} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_{i1} & z_{i2} & \cdots & z_{ij} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: $z_{ab} = \frac{x_{ab} - \bar{x}_b}{\sigma_b}$, 其中 σ_b^2 为 $\mathbf{X}$ 中第 b 个特征参数的方差, $\sigma_b^2 = \frac{1}{i} \sum_{a=1}^i (x_{ab} - \bar{x}_b)^2$, $\bar{x}_b$ 为 $\mathbf{X}$ 中第 b 个特征参数的均值, $\bar{x}_b = \frac{1}{i} \sum_{a=1}^i x_{ab}$ 。

2.3.2 相关系数矩阵

根据 $\mathbf{X}$ 计算相关系数矩阵

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r'_{11} & r'_{12} & \cdots & r'_{1j} \\ r'_{21} & r'_{22} & \cdots & r'_{2j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r'_{j1} & r'_{j2} & \cdots & r'_{jj} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: r'_{mn} 为经过标准化处理后相关系数的值, $r'_{mn} = \frac{r_{mn}}{\sqrt{\sigma_m^2 \sigma_n^2}}$, 其中, r_{mn} 为 $\mathbf{X}$ 中第 m 个特征参数与第 n 个特征参数之间的相关系数, σ_m^2 和 σ_n^2 分别为 $\mathbf{X}$ 中第 m 个特征参数和第 n 个特征参数的方差, $m = 1, 2, \cdots, j$,

$n = 1, 2, \cdots, j$; $r_{mn} = \frac{\sum_{a=1}^i (x_{am} - \bar{x}_m)(x_{an} - \bar{x}_n)}{\sqrt{\sum_{a=1}^i (x_{am} - \bar{x}_m)^2 \sum_{a=1}^i (x_{an} - \bar{x}_n)^2}}$, x_{am} 和 x_{an} 分别为 $\mathbf{X}$ 中第 a 个运动学片段的第 m 个特征参数和第 n 个特征参数; $\bar{x}_m$ 和 $\bar{x}_n$ 分别为 $\mathbf{X}$ 中第 m 个特征参数和第 n 个特征参数的均值。

2.3.3 相关系数矩阵的特征值 λ 和特征向量矩阵 $\mathbf{P}$

根据式 $\det(\lambda \mathbf{E} - \mathbf{R}) = 0$, 可求得相关系数矩阵 $\mathbf{R}$ 的特征值及其对应的正交特征向量。将 λ 从大到小排序, 即 $\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_j \geq 0$, 特征向量矩阵 $\mathbf{P}$ 也按照特征值的降序排列。

2.3.4 求解主成分贡献率

主成分贡献率表示单个主成分方差占有主成分方差的比, 反映特征参数信息的聚合程度。第 k 个主成分的贡献率

$$\varphi_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{n=1}^j \lambda_n}. \quad (4)$$

主成分累积贡献率用来衡量前 k 个主成分共同对总方差的贡献程度。主成分累积贡献率

$$\psi_k = \frac{\sum_{n=1}^k \lambda_n}{\sum_{n=1}^j \lambda_n}. \quad (5)$$

主成分特征值、贡献率及累积贡献率计算结果如表4所示。

表4 行驶工况主成分特征值、贡献率及累积贡献率

主成分	特征值	贡献率/%	累积贡献率/%	主成分	特征值	贡献率/%	累积贡献率/%
1	8.438 5	56.256 5	56.256 5	9	0.163 1	1.087 4	98.751 4
2	1.990 4	13.269 6	69.526 1	10	0.074 7	0.497 9	99.249 3
3	1.532 3	10.215 0	79.741 2	11	0.063 9	0.426 3	99.675 6
4	1.007 8	6.718 8	86.460 0	12	0.026 9	0.179 2	99.854 7
5	0.754 3	5.028 6	91.488 6	13	0.015 3	0.101 9	99.956 7
6	0.446 7	2.978 3	94.466 9	14	0.006 5	0.043 3	100.000 0
7	0.249 7	1.664 4	96.131 4	15	0	0	100.000 0
8	0.229 9	1.532 7	97.664 0				

为了确保降维过程中保留足够的工况特征信息,主成分的累积贡献率需超过 80%,并且每个主成分的特征值需大于 1。由表 4 可知:前 4 个主成分的特征值均大于 1,且累积贡献率达到了 86.46%。因此,在此项研究中,选取前 4 个主成分代表原有的 15 个特征参数。

2.3.5 主成分得分

将标准化的参数矩阵 Z 与特征向量矩阵 P 相乘,得到主成分得分矩阵

$$T = Z \cdot P. \quad (6)$$

在主成分得分矩阵中,前 4 个主成分的得分如表 5 所示。

表 5 前 4 个主成分得分矩阵

运动学片段	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4
1	0.481 33	-1.188 43	-0.680 58	0.476 88
2	-0.868 16	-0.255 68	-1.034 98	0.148 52
3	-1.956 13	0.197 34	-0.655 85	1.595 09
...	...	...	...	...
494	-5.04 421	0.724 80	1.961 11	-1.144 88
495	0.832 74	-2.263 36	-0.002 65	-0.703 32
496	-0.728 57	1.430 60	-2.047 28	-1.283 18

由表 5 可知:前 4 个主成分得分可以反映各个运动学片段在这 4 个主成分上的表现,有效减少了数据维度,同时保留了主要信息,使数据处理更加高效,便于进行 K -means 聚类分析。

2.4 K -means 聚类分析

在两轮电动车行驶工况的数据处理中,聚类能够对不同驾驶环境下收集的数据进行分类,生成多样化的行驶模式,对建立精确的车辆行驶工况模型至关重要。 K -means 是一种基于距离的迭代算法,是最常见的聚类方法之一。该方法首先确定簇的数量 p ,随后选择 p 个初始聚类中心,并根据各数据点到这些中心的距离进行分类;之后,重新计算每个簇的中心,并重复这一过程直至达到稳定状态^[17]。为了评估不同数量的聚类中心对运动学片段分类效果的影响,本文中采用轮廓系数 s 作为评价指标。轮廓系数通过对比样本点与同簇内其他点及不同簇内点的相似性量化聚类质量, $s \in [-1, 1]$,其中 s 接近 1 表明聚类效果良好,即同簇内样本点相似度高而不同簇间样本点差异显著;若 s 接近 -1,表明聚类效果不佳。

轮廓系数

$$s = (c - d) / \max(c, d), \quad (12)$$

式中: c 为样本点与其所在簇内其他点的平均距离, d 为样本点与最近邻簇内点的平均距离。本文中使用欧式距离作为距离度量标准。

由式(12)结合本文中的聚类分析可知:当聚类中心数为 2 时,平均轮廓系数最接近 1,即不同类别的分离度和同类内的紧密度均达到最优水平,实现最佳的聚类效果。此外,可根据数据来源的特点,将工况分为城区工况和城郊工况两类。本文中将运动学片段的 15 个参数特征提取为前 4 个主成分,并对微行程片段执行 K -means 聚类分析,设定聚类数为 2 并进行 100 次迭代。聚类中心的计算结果如表 6 所示。

表 6 各类工况聚类中心

工况	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4	运动学片段数量
城区工况	-2.630 25	-0.032 33	-0.092 73	0.086 11	225
城郊工况	2.183 79	0.026 84	0.076 99	-0.071 49	271

由于参数维度仍然较高,难以直接用图形表示,主成分 1、2 的总贡献率达到 69.5%,可以代表大多数参数特征信息,因此,选择主成分 1、2 展示聚类效果,结果如图 3 所示。由图 3 可知:通过 K -means 聚类

分析将具有相似特征参数的运动学片段分为两类,两类之间有清晰的边界,且分布较均匀;大部分样本靠近各自的聚类中心,表明它们具有良好的代表性。

为了深入理解各类工况,本文中挑选了每类中与聚类中心点欧氏距离最近的样本进行分析,这些样本体现了各自工况的关键特性,有助于分析两轮电动车在不同驾驶条件下的行驶特点。城市道路行驶工况车速-时间曲线图如图4所示,城市道路行驶工况相关参数如表7所示。由图4和表7可知:1)城区工况的平均速度和最大速度较低,这主要是由于城区内的交通限制较多,包括交通信号灯、行人过街、拥堵以及各种障碍物;城郊通常交通限制较少,道路状况较好,因此,城郊工况的平均速度和最大速度均较高。2)城区和城郊工况速度变化的频率和行驶的稳定性的不同,城区工况的平均加速度和平均减速度较大,意味着车辆频繁地加速和减速,这是因为城区交通状况复杂,两轮电动车需要不断地适应交通信号的变化和其他道路使用者的行为,此外,城区工况下怠速时间比较多,表明等待红绿灯或交通拥堵次数较多;相比之下,城郊工况的平均加速度和平均减速度较小,匀速行驶时间多,这是因为城郊的交通流量较小,道路开阔,两轮电动车可以长时间保持较为稳定的速度,减少了因交通信号或拥堵而停车的次数。

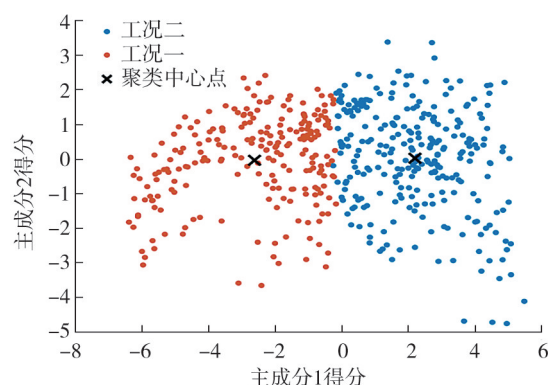


图3 行驶工况聚类效果

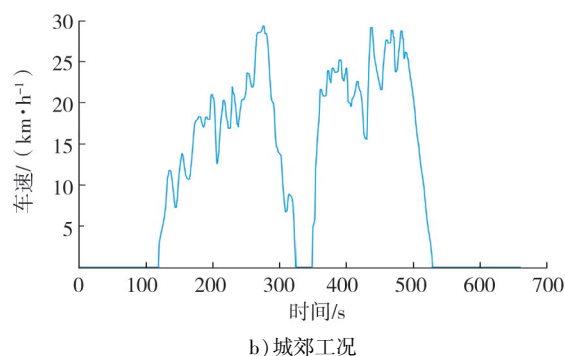
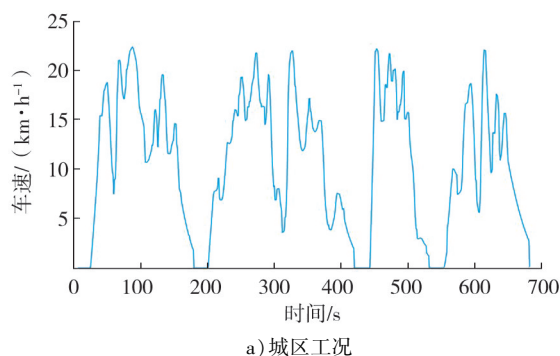


图4 城市道路行驶工况车速-时间曲线图

表7 城市道路行驶工况相关参数

工况	名义里程/ m	总时间/ s	平均速度/ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	最大速度/ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	平均加速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	平均减速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	怠速时间比/ %	匀速时间比/ %
城区工况	1 966.19	682.00	10.35	22.27	0.21	0.18	15.54	9.68
城郊工况	1 966.97	442.00	15.99	29.29	0.19	0.16	12.67	10.86

3 综合行驶工况合成

将上述两个行驶里程大致相等的工况进行整合,构建一个全面反映城市交通环境的综合行驶工况,综合行驶工况的相关参数如表8所示,车速-时间曲线图如图5所示。

表8 城市道路综合行驶工况相关参数

名义里程/ m	总时间/ s	平均速度/ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	平均行驶速度/ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	最大速度/ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	平均加速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	平均减速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)
3 933.16	1 124.00	12.59	14.70	29.29	0.20	0.17

为了验证构建的城市工况的有效性,本研究选取了 7 个关键参数进行相对误差分析,这些参数包括平均速度、平均加速度、平均减速度、怠速时间比、加速时间比、匀速时间比以及减速时间比。全面评估所构建工况与实际两轮电动车行驶工况之间的相似度,结果如表 9 所示。由表 9 可知:相关参数的最大相对误差为 9.13%,均在 10%以内,与两轮电动车实际行驶工况相近,能够比较准确地反映合肥市的实际两轮电动车的行驶状况,构建工况可用于准确评估两轮电动车的实际续驶里程,反映两轮电动车的真实行驶情况。

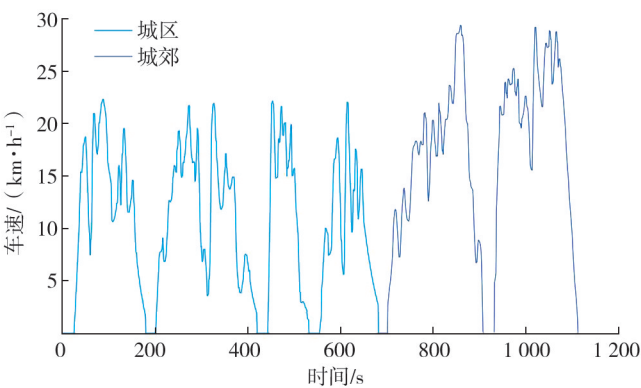


图 5 城市道路综合行驶工况车速-时间曲线图

表 9 工况特征参数误差对比

工况	平均速度/ ($\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$)	平均加速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	平均减速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	怠速时间比/ %	加速时间比/ %	匀速时间比/ %	减速时间比/ %
原始工况	13.03	0.21	0.17	15.40	33.52	12.82	38.26
构建工况	12.59	0.20	0.17	14.41	33.90	11.65	40.40
相对误差 ^① /%	3.38	4.76	0	6.43	1.13	9.13	4.65

①相对误差为原始工况参数结果和构建工况参数结果的差与原始工况参数结果的比。

4 结论

分析了 2 位外卖配送员在合肥市城区和城郊的两轮电动车行驶数据,构建了能够准确反映两轮电动车实际使用状况的综合测试工况,准确评估两轮电动车的实际续驶里程,反映两轮电动车的真实行驶情况。

1) 利用 GPS 车速表和指南针应用软件收集两轮电动车的详细行驶数据,结合主成分分析和 K-means 聚类分析,识别了影响两轮电动车行驶的关键因素,建立综合行驶测试工况模型,并进行了模型验证。

2) 本研究提出的综合行驶工况模型对于两轮电动车的续驶能力评测提供了重要的参考依据,有助于解决现有评测标准与用户实际体验之间的差距。

3) 未来的研究可以进一步扩展数据集,涵盖更多样化的气候条件和地理环境,以提高模型的普适性和可靠性。

参考文献:

[1] 罗克研. 奔跑的电动自行车 新国标下的两轮电动车市场观察[J]. 中国质量万里行, 2022 (8):4-5.

[2] 栗建昌,吴书光,贾云鹏. “以换代充”为电动自行车安全续航[J]. 瞭望, 2024(29):57-58.

[3] 丁立民,王蒙. 关注电动自行车[J]. 道路交通与安全, 2002(3):9-13.

[4] 牛路明,张显,靳超,等. 电动摩托车和电动轻便摩托车能量消耗率试验方法探讨[J]. 摩托车技术, 2022(5):53-56.

[5] 李加庆,崔宏飞,刘华民,等. 电动摩托车续驶里程和能量消耗率试验方法研究[J]. 小型内燃机与车辆技术, 2016, 45(2):58-62.

[6] 中华人民共和国工业和信息化部. 电动摩托车和电动轻便摩托车续驶里程及残电指示试验方法:GB/T 24157—2017 [S]. 北京:中国标准出版社, 2017.

[7] WEI Y J, CHEN Z, YE Z S, et al. High-dimensional process monitoring under time-varying operating conditions via covariate-regulated principal component analysis[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2024, 252:110440.

- [8] 邓依,张静,钟日晨,等. 基于机器学习的主成分分析方法在金矿类型判别中的应用:以黄铁矿元素地球化学特征为例[J]. 岩石学报, 2024, 40(6): 1801-1816.
- [9] 廖莹,刘巍,李军国,等. 基于主成分分析的饲料级磷酸盐理化特性评价[J]. 农业工程学报, 2024, 40(11): 299-306.
- [10] KHAN K I, DAUD B H, ZAINUDDIN B N, et al. Determining the optimal number of clusters by enhanced gap statistic in K-mean algorithm[J]. Egyptian Informatics Journal, 2024, 27: 100504.
- [11] DING Y Q, NIE M G, XU Y Z, et al. A classification method of earthquake ground motion records based on the results of K-Means clustering analysis[J]. Buildings, 2024, 14(6): 1831.
- [12] 徐建阔,臧鹏,首艳芳. 基于 ARIMA 模型和 K-means 聚类分析的动态规划算法[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2022, 41(7): 9-13.
- [13] 中华人民共和国工业和信息化部. 电动自行车安全技术规范:GB 17761—2018[S]. 北京:中国标准出版社, 2018.
- [14] 董军,朱丹,许静雯,等. 基于速度特征参数的营运车辆样本提取研究[J]. 交通节能与环保, 2020, 16(6): 39-41.
- [15] 魏宁果,范芳芳,安瑜,等. 基于主成分和聚类分析的不同产地花椒脂肪酸组成的研究[J]. 中国调味品, 2024, 49(8): 170-174.
- [16] SOUMITA M. Finding groups in data: an introduction to cluster analysis[J]. Journal of Applied Statistics, 2024, 51(8): 1618-1620.
- [17] 赵文涓,程雨涵,李梅. 基于改进 K-means 算法的排水管网监测点位优化[J]. 环境监测管理与技术, 2024, 36(1): 79-83.

Construction of driving test conditions for a two-wheeled electric vehicle based on urban logistics

ZHANG Qi, WANG Wenbin, QU Hengbo, LAN Song*

College of Automotive and Transportation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

Abstract: To accurately test the actual range of two-wheeled electric vehicle and reflect their real-world driving conditions, GPS speedometers and compass application software are used to collect one week's worth of actual driving data from two food delivery workers in both urban and suburban areas of Hefei city. Considering factors such as vehicle speed and road conditions comprehensively, principal component analysis (PCA) and K-means clustering methods are employed to construct a comprehensive testing scenario that can accurately reflect the actual operating conditions of two-wheeled electric vehicle. The analysis results show that the scenarios constructed using PCA and K-means clustering methods are closer to the daily usage scenarios of two-wheeled electric vehicle, which can provide a more scientific basis for evaluating their range capabilities.

Keywords: test condition; principal component analysis; K-means clustering analysis; two-wheeled electric vehicle; driving range

(责任编辑:刘丽君)