

组合优化聚类与马尔科夫链的城市环卫车辆行驶工况构建方法

彭育辉^{1,2}, 庄源¹

(1. 福州大学机械工程及自动化学院, 福建 福州 350108;

2. 厦门理工学院福建省客车及特种车辆研发协同创新中心, 福建 厦门 361024)

摘要: 为客观描述城市环卫车的实际行驶特征, 基于3辆市政环卫车连续一周实际道路行驶数据, 提出一种组合优化聚类与马尔科夫链的城市环卫车辆行驶工况构建方法. 首先对特征参数矩阵做均值化处理, 增强参数降维后每一个主成分中所包含的特征参数信息; 其次利用 k 均值聚类将不同运行特征的运动学片段划分到不同类的样本集内, 以马尔科夫链法在每一类样本集中做状态预测, 按时间比例合成代表工况. 最后, 基于运动学参数对所构建的代表工况进行有效性检验. 结果表明, 所构建的福州市环卫车辆行驶工况相较于C-WTVC国家标准工况, 能更客观地反映福州市环卫车辆的实际运行情况.

关键词: 环卫车; 行驶工况; k 均值聚类; 马尔科夫过程; 主成分分析

中图分类号: U467.1

文献标识码: A

A combination method of optimization clustering and Markov chain on driving cycle construction for urban sanitation trucks

PENG Yuhui^{1,2}, ZHUANG Yuan¹

(1. School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China; 2. Collaborative Innovation Center for R & D of Coach and Special Vehicle, Xiamen University of Technology, Xiamen, Fujian 361024, China)

Abstract: Aim to objectively describe the actual driving characteristics of urban sanitation trucks, the real world driving data of three urban sanitation trucks for a week are analyzed, and a driving cycle construction method based on combination optimization clustering and Markov chain method is proposed. First, the principal component analysis method is improved by the way of an averaging procedure to guarantee the characteristic parameter information for each principal component. According to the k -means clustering, the micro-trips of different characteristics are divided into different sample sets. Then, Markov chain method is used to predict the state of each sample set, and the representative driving cycle are synthesized according to the time scale. Finally, effectiveness of the constructed driving cycle is verified based on the kinematic parameters, the results show that, compared with the C-WTVC standard driving cycle, the constructed driving cycles can reflect the operating characteristics more objectively in real road conditions.

Keywords: sanitation truck; driving cycle; k -means clustering; Markov process; principal component analysis

0 引言

汽车行驶工况是用于汽车污染物排放、燃油消耗等性能评估的基础数据, 是影响汽车动力匹配与标定的关键因素. 截至2016年底, 我国环卫车辆保有量达到34.75万辆, 作为专用作业车辆, 其工作范围覆盖绝大部分城市区域, 工作时间长, 且行驶工况特点明显区别于其它类别车辆. 美国能源部对城市垃圾转运车的运行工况进行研究, 并开发了测试工况(neighborhood refuse truck cycle, NRTC), 模拟车辆在各垃

收稿日期: 2018-09-17

通讯作者: 彭育辉(1975-), 博士, 副教授, 主要从事汽车替代燃料、排放控制研究, pengyuhui@fzu.edu.cn

基金项目: 工业和信息化部“中国新能源汽车产品检测工况研究与开发”基金资助项目(FZU201600201603); 福建省客车及特种车辆研发协同创新中心基金资助项目(2016BJC006)

圾站点间的频繁启停工况; Clark 等^[1-3]根据纽约市垃圾车的行驶特征开发的 New York garbage truck cycle (NYGTC) 也被应用于纽约市环卫车的开发测试. 但是目前绝大部分国家并没有建立针对城市环卫车的专用测试行驶工况, 而是普遍采用商用车的测试工况. 中国现阶段对城市环卫车的测试工况是根据商用车的底盘属性, 采用由世界重型商用车瞬态循环 (WTVC, world transient vehicle cycle) 为基础修订的 C-WTVC 工况进行测试^[4]. 当车辆的最大设计总质量 GVW 大于 5.5 t, 用于测试油耗的特征里程分配中, 市区比例 10%, 公路比例占 30%~60%, 高速占比工况 30%~60%, 显然, 这与城市环卫车的实际运行状况差距较大.

国内外研究学者对专用汽车行驶工况的构建方法做了大量研究. 文[5]利用多参数统计理论构建自卸车循环工况; 文[6]以聚类分析方法构建重型载货汽车行驶工况; 文[7-8]利用大样本数据, 通过短行程的划分, 采用“最佳增量法”分别构建了重型客车与城市公交车的行驶工况. 文[9]最早提出马尔科夫法并应用于美国加利福尼亚州的 LA01 工况构建上, 文[9-11]进一步将车辆行进过程抽象为离散随机的马尔科夫过程, 基于状态转移概率合成车辆行驶工况. 相对而言, 目前国内对于环卫车行驶工况的研究涉及极少, 文[12]是以一辆环卫车行驶数据为研究对象, 采用两阶段聚类法构建了西安市环卫车行驶工况, 但是其采集区域与路线固定, 试验车辆单一, 采集时段覆盖较少, 使得构建结果的代表性不够理想.

为研究城市环卫车辆的实际工况特征和合理的工况构建方法, 以福州市内 3 辆清洁环卫车持续一周各时段的实际道路行驶数据为研究对象, 提出一种适用于城市环卫车辆的工况构建方法. 通过均值化处理改进传统主成分分析 (principal component analysis, PCA), 提高各主成分提取到的车辆行驶信息, 对特征参数降维后构造得到的各主成分进行 k 均值聚类, 将原始数据样本划分为两类, 有效区分环卫车在清洁作业时(以稳定中低车速行驶, 加减速平缓)和作业结束返程时存在的两种明显不同的行驶特征; 再将每一类行驶过程视为一个随时间变化的马尔科夫过程, 基于马尔科夫模型构建其代表工况, 充分体现其瞬时工况的随机性. 所构建的福州市环卫车代表工况相较于国家现行标准工况能更好地反映福州市环卫车实际运行状况, 更适用于福州市环卫车辆的开发测试.

1 数据采集与分析

1.1 实测数据采集

将车载数据采集终端接入车辆 OBD 接口, 以 1 Hz 的频率实时采集测试车辆在行驶过程中的速度、GPS 位置、瞬时油耗等参数, 并与数据监控平台进行通讯, 传输采集数据. 选取 3 辆福州市清洁环卫车辆, 采用自动驾驶法, 按照其正常工作路线行驶采集数据, 而非规划的固定试验路线, 保证采集的数据能真实有效地反映福州市环卫车的实际运行工况特点. 车辆行驶区域覆盖福州市各主要干线道路, 数据采集周期为连续一周, 含工作日和周末非工作日的各个时段. 采集到总计约 180 ks 有效的车辆实际道路行驶数据.

1.2 实测数据预处理及分析

车辆行驶数据在采集过程中, 由于采集设备故障、环境条件等客观因素导致采集到的数据存在异常值, 需对原始采集数据做滤波处理, 消除影响. 在实际行驶过程中, 受环卫车辆动力与制动性能、道路交通条件和环卫作业规定等限制, 对加速度超过 $-4 \sim 4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 阈值区间、存在缺失值、加速或减速时间比例为 0 的环卫车辆行驶数据, 可判定为是由于 GPS 振动漂移或信号屏蔽等原因导致的数据异常, 此类数据片段做剔除处理; 剔除异常值后车辆实测数据的速度-加速度频率分布情况如图 1 所示, 行驶数据主要分布在 $0 \sim 40 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 车速, $-1 \sim 1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 加速度的区间内, 具有车速较低, 加减速平缓等专作业车辆的行驶特点.

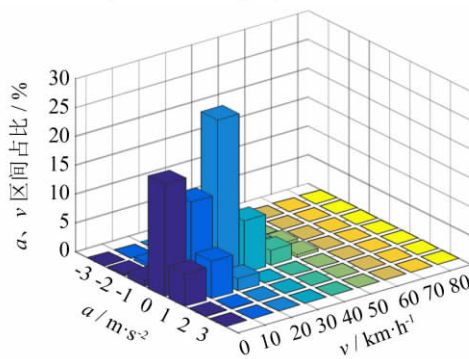


图1 实测数据速度-加速度频率分布图

Fig.1 Frequency of speed-acceleration distribution

2 环卫车代表工况构建

2.1 运动学片段划分

车辆行进过程中,因路况和交通因素,存在多次怠速、加速、减速与匀速的状态.如图 2 所示,运动学片段为某一怠速开始至下一怠速开始前的区间^[13].汽车行进过程可视为大量运动学片段的衔接,按这一原则对原始工况数据进行划分,共得到 2 070 个运动学片段.为最大限度反映每个运动学片段的行驶特征,选取如表 1 所示的 15 个特征参数来描述运动学片段,并计算出每一片段的特征参数值,构造为特征参数矩阵.

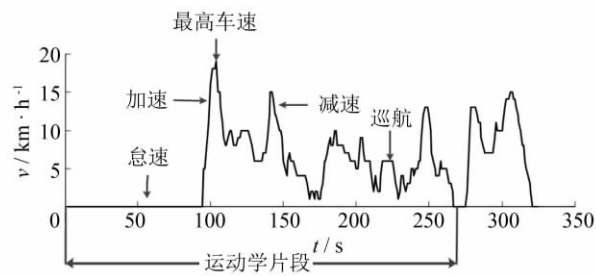


图 2 运动学片段

Fig.2 Micro-trips

表 1 用于描述运动学片段的 15 个特征参数

Tab.1 15 characteristic parameters

序号	特征参数	定义	序号	特征参数	定义
1	t / s	片段持续时间	9	t_d / s	减速时间
2	S / km	行驶距离	10	t_c / s	匀速时间
3	$v_a / km \cdot h^{-1}$	平均速度(含怠速)	11	$v_{max} / km \cdot h^{-1}$	最高车速
4	$v_s / km \cdot h^{-1}$	平均行驶速度	12	$v_{std} / km \cdot h^{-1}$	速度标准差
5	$a_{max} / m \cdot s^{-2}$	最大加速度	13	$a_a / m \cdot s^{-2}$	平均加速度
6	$a_{min} / m \cdot s^{-2}$	最大减速度	14	$a_d / m \cdot s^{-2}$	平均减速度
7	t_i / s	怠速时间	15	$a_{std} / m \cdot s^{-2}$	加速度标准差
8	t_a / s	加速时间			

2.2 基于主成分分析法的特征参数降维

各特征参数因量纲不同将导致各自取值较为离散,使得大方差变量在后续分析时会优先照顾,降低计算准确性,因此特征参数降维前需先做标准化处理,消除量纲不同造成的影响^[14].构造包含 15 个特征参数的矩阵 A 为:

$$A_{m \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: a_{ij} ($i = 1, 2, \cdots, m; j = 1, 2, \cdots, n$) 是第 i 个运动学片段的第 j 个参数.

在主成分分析前先求出矩阵 A 的协方差矩阵 A' ,对 A' 做均值化处理,避免各参数变异程度信息丢失.令:

$$B_{ij} = \frac{A'_{ij}}{A'_j}, \quad \overline{A'_j} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m a_{kj} \quad (2)$$

即用协方差矩阵 A' 中的每一元素 a_{ij} 除以所在列的所有元素均值,得到均值化后的特征参数矩阵 $B_{m \times n}$.统计学上已证明^[15],经过均值化处理后的矩阵 B 将不改变各参数变量的相关系数,且能全面地包含原始数据信息.

对均值化处理后的特征参数矩阵做主成分分析,利用线性变换构造出新变量(即主成分),使得各主成分间两两独立且线性无关,消除了所选取的各特征参数在描述运动学片段时存在的重叠,同时保留了原变量的绝大部分特征信息.研究表明,若主成分的特征值大于 1,且累积贡献率在 80% 以上,即满足行驶工况开发要求^[16].特征参数矩阵在主成分分析后得到的各主成分相应特征值、贡献率及累计贡献率如表 2 所示,可以看到,前三个主成分的特征值均大于 1,累积贡献率为 85.332%.因此选取前三个主成分来表征 15 个特征参数所包含的行驶信息,能达到降维目的.

表2 主成分贡献率及累积贡献率

Tab.2 Contribution rate of principal components and cumulative contribution rate

主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%	主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
1	8.879	59.196	59.196	9	0.113	0.751	99.274
2	2.659	17.726	76.922	10	0.065	0.433	99.707
3	1.262	8.410	85.332	11	0.025	0.166	99.873
4	0.781	5.209	90.541	12	0.009	0.058	99.931
5	0.551	3.671	94.212	13	0.006	0.039	99.970
6	0.278	1.853	96.065	14	0.004	0.030	100.00
7	0.211	1.408	97.474	15	1.001×10^{-13}	1.009×10^{-13}	100.00
8	0.157	1.050	98.524				

2.3 k 均值聚类分析

聚类的过程就是把样本集分类成不同组别的过程. k 均值聚类是非监督快速聚类, 能够使样本分类后达到类内相似度高, 类间相似度低的目的^[17]. 具体过程为:

1) 针对样本数据特点确定 k 个初始聚类中心.

2) 计算每一样本 x_i 中的第 k 个变量值到最近聚类中心 z_j 的欧式距离, 确定样本类别; 欧式距离能很好表征类别间不相似性. 欧式距离的计算公式如下:

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2 \quad (3)$$

3) 重新计算求出每一聚类的均值, 将这一均值作为新聚类中心.

4) 迭代步骤 2) ~ 3), 直至聚类中心收敛为定值.

按上述步骤, 对主成分进行 k 均值聚类, 把行驶特征相似的运动学片段聚为同一类, 获得了两类片段样本集, 两类片段样本各特征参数值的对比如表 3 所示. 可以看到, 两类片段样本集的特征参数差异明显, 分别代表两类不同的行驶特征. 聚类 1、聚类 2 的样本时间长度比例分别为 69.60% 和 30.40%, 其中聚类 1 的平均车速较低, 仅为 $16.45 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$, 同时匀速比例 P_c 达到 40.3%, 加速比例 P_a 、怠速比例 P_i 比例和平均加速度都不高, 表明聚类 1 样本为环卫车在进行清洁作业时, 缓慢稳定行驶的片段样本集; 聚类 2 的加速状态比例达到 37.3%, 平均车速也较高, 而匀速时间比例仅为 18.3%, 表明聚类 2 样本为环卫车完成清洁作业后, 跟随城市车流驶回停车场的片段样本集.

表3 每一聚类的特征参数

Tab.3 Characteristic parameters of each category

聚类	时间占比/%	P_a /%	P_i /%	P_c /%	$v_a / \text{km} \cdot \text{h}^{-1}$	a_{std}	$a_a / \text{m} \cdot \text{s}^{-2}$
聚类 1	69.60	24.30	14.70	40.30	16.45	0.15	0.33
聚类 2	30.40	37.30	30.20	18.30	27.84	0.24	0.34

2.4 基于马尔科夫链法合成代表工况

环卫车在行进过程中, 车速是随城市车流根据交通情况随机变化的, 因此将其行驶过程视为一个随时间变化的离散马尔科夫过程, 能够充分体现其瞬时工况的随机性.

2.4.1 状态划分

由于行车过程是在加速、减速、匀速、怠速工况间不断轮换, 基于马尔科夫模型进行汽车行驶工况构建时, 采用这四种确定的工况对实测数据的速度-时间序列进行划分, 每个被划分出的片段定义为模型事件, 记为 $Z_\tau = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_\tau \mid (\tau = 1, 2, \dots, T)\}$, 再将运动学特征接近的片段整合为模型事件集, 形成马尔科夫模型中的“状态”^[18], 记为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_\tau \mid (\tau = 1, 2, \dots, k)\}$. 状态划分后, 在所构建马尔科夫模型中, 即能以状态(隐性信息)表征车速(显性信息), 因此状态划分是工况构建的首要.

2.4.2 状态转移矩阵的计算

对于所有的模型状态 S_1, S_2, \dots, S_τ , 状态 S_τ 的概率仅和前一状态 $S_{\tau-1}$ 相关联, 离散的马尔科夫链在

固定时域下具有稳定性和齐次性,未来时刻的取值只与当前时刻取值有关,而与过去时刻取值无关^[19].

对于从任意 $\tau - 1$ 时刻到 τ 时刻,其条件概率有:

$$P = \{Z_{\tau} = s | Z_{\tau-1} = r\} = P\{Z_{\tau+\tau'} = s | Z_{\tau+\tau'-1} = r\} (\tau' = -(\tau - 1), -(\tau - 2), \dots, -1, 0, 1, \dots) \quad (4)$$

利用最大似然估计法计算各个状态间的转移概率 P_{rs} ,全部转移概率构造为转移概率矩阵.

$$P_{rs} = \frac{N_{rs}}{\sum_s N_{rs}} \quad (5)$$

其中: N_{rs} 指时间从 $\tau-1$ 到 τ , 状态从 r 转移至 s 的事件数.

基于马尔科夫模型计算时,采用随机选择连续片段的传统方法不能确保每个模型事件在工况中的最佳代表性.因此本文利用最大似然估计法,以估计状态转移概率的方法取代传统的随机片段法,在车速隐马尔科夫链中,通过转移概率来不断预测下一状态,保证选取模型事件的代表性,各状态间转移概率矩阵计算结果见表 4.

表 4 各状态间转移概率矩阵

Tab.4 Transition matrix for each state

聚类类别	当前状态	下一状态			
		加速工况	减速工况	匀速工况	怠速工况
聚类 1	加速工况	0	0.411	0.589	0
	减速工况	0.404	0	0.425	0.171
	匀速工况	0.432	0.547	0	0.021
	怠速工况	0.841	0.019	0.140	0
聚类 2	加速工况	0	0.316	0.684	0
	减速工况	0.363	0	0.637	0
	匀速工况	0.551	0.449	0	0
	怠速工况	1	0	0	0

2.4.3 环卫车代表工况合成

按照上文提及的马尔科夫法基础理论,以下述原则合成候选工况.

- 1) 根据聚类 1、聚类 2 占原始工况数据的时间比例,计算出环卫车在两类工作模式下的候选工况长度;
- 2) 为便于行驶工况在台架测试中的应用,以怠速工况状态作为初始状态,而后的每一个行驶状态是根据转移概率矩阵和当前时刻行驶状态确定;
- 3) 状态转移矩阵各个状态间的转移概率 ≥ 0 ;
- 4) 由最大似然估计法不断进行下一状态筛选,直至合成候选工况达到预定长度.

将合成的聚类 1、聚类 2 候选工况与实测数据每一个状态的行转移概率做 K-S 双尾检验,筛选出相似性水平不小于 0.9 的候选工况,以确保二者的状态转移矩阵来自同一样本分布.将两类候选工况随机排列组合,筛选出特征参数平均误差最小的合成工况作为最终代表工况.最终代表工况中两类工况的时间占比与两种聚类样本在实测数据中的时间占比相同.按时间比例合成的福州市清洁环卫车代表工况如图 3 所示.

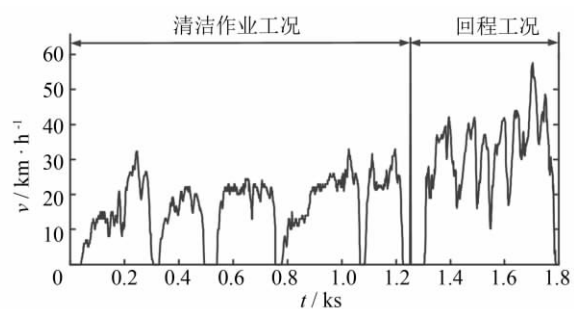


图 3 清洁环卫车代表行驶工况

Fig.3 Representative driving cycle of cleaning trucks

3 行驶工况有效性检验

3.1 基于运动学参数的有效性检验

为验证代表工况的准确性,将所构建的福州市环卫车代表工况的主要特征参数与实际试验采集数据

的主要特征参数进行对比,其相对误差结果如表5所示.代表工况与实际试验数据相比,各特征参数的相对误差均在7%以下,相对误差绝对值的算术平均值为4.46%.同时,代表工况中的片段运动学特征和车辆实际行驶状况基本一致,符合环卫车在实际行进过程中的行驶特点.

表5 特征参数相对误差对比

Tab.5 Comparison of relative errors among characteristic parameters

特征参数	试验数据	代表工况	相对误差/%
加速时间比例 $P_a / \%$	26.84	25.76	-4.02
匀速时间比例 $P_c / \%$	32.28	33.07	2.45
怠速时间比例 $P_i / \%$	16.23	15.36	-5.36
平均车速 $v_a / \text{km} \cdot \text{h}^{-1}$	18.73	19.95	6.51
加速度标准偏差 a_{std}	0.18	0.19	5.56
平均加速度 $a_a / \text{m} \cdot \text{s}^{-2}$	0.35	0.36	2.86

其次,从速度和加速度两个角度验证代表工况和试验数据之间的差异率,采用速度-加速度联合分布图(speed-acceleration frequency distribution,SAFD)来验证代表工况的准确性,如图4所示.从图4可见,试验数据与代表工况数据在速度加速度各个分布区间上的差异率都维持在 $\pm 5\%$ 以内,说明所构建代表工况能很好地反映试验数据样本,表征车辆的实际行驶特征.

3.2 工况对比分析

将构建的福州市清洁环卫车代表工况(Fuzhou sanitation truck cycle,FZSTC)与现阶段我国对城市环卫车进行测试的C-WTVC标准工况进行对比,如表6所示,其中FZSTC-1为清洁作业工况,FZSTC-2为回程工况.可以看到,环卫车在清洁作业时,匀速时间比例 P_c 较大,达到39.19%,而在回程时加减速较频繁,加速时间比例 P_a 能达到40.29%.FZSTC与C-WTVC在平均车速 v_a 和最高车速 v_{max} 上差异明显,主要原因是环卫车在清洁作业时的特殊性要求,必须保持稳定的较低车速,同时为了专用车辆的行车安全,即使在回程时,环卫部门也规定环卫车不能以较高的车速行驶,因此FZSTC整个循环不存在高速段,最高车速仅有 $58.12 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$.考虑到实际行驶工况特征,将C-WTVC测试循环去除432 s高速段后的工况命名为C-WTVC*,考察其与FZSTC的差异.结果表明,C-WTVC和C-WTVC*都与FZSTC差异较大,尤其在匀速时间比例 P_c 和平均车速 v_a 差异明显.这说明,现行对环卫车测试采用的商用车标准测试循环C-WTVC并不能有效反映出城市环卫车辆的实际运行状况,不适用于城市环卫车辆的工况测试.

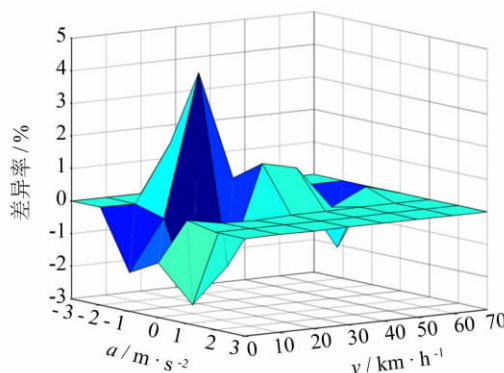


图4 试验数据与代表工况速度-加速度联合分布差异率
Fig.4 SAFD difference between the sampling data and the representative driving cycle

表6 所构建代表工况与标准工况的比较

Tab.6 Comparison between the representative driving cycle and the standard driving cycle

工况	t/s	$P_a / \%$	$P_i / \%$	$P_c / \%$	$v_a / \text{km} \cdot \text{h}^{-1}$	$a_a / \text{m} \cdot \text{s}^{-2}$	$v_{\text{max}} / \text{km} \cdot \text{h}^{-1}$
FZSTC-1	1 253	19.47	17.08	39.19	16.54	0.33	32.74
FZSTC-2	547	40.29	11.17	19.01	27.77	0.32	58.12
FZSTC	1 800	25.76	15.36	33.07	19.95	0.36	58.12
C-WTVC	1 800	31.52	10.33	27.85	40.99	0.32	87.80
C-WTVC*	1 368	39.72	13.16	17.52	26.40	0.36	73.50

4 结语

提出一种改进PCA降维和 k 均值聚类的组合优化方法,提高各主成分所提取到的车辆行驶特征信息

量,同时对环卫车不同行驶特征做有效分类;以估计状态转移概率法取代传统的随机片段法,应用马尔科夫法按时间比例合成福州市环卫清洁车的代表工况。

1) 所提方法构建的代表工况与实际采集的行驶数据相比,各特征参数的相对误差均在 7% 以下,且 SAFD 差异率都维持在 5% 以内。说明基于所提方法开发的代表工况能很好地反映试验数据样本,表征福州市环卫清洁车辆的实际行驶特征,证明了所提工况构建方法的有效性和合理性。

2) 现行对环卫车测试采用的商用车标准测试循环 C-WTVC 与福州市环卫车辆的实际行驶状况有较大差异,并不能有效反映出城市环卫车辆的实际运行状况,不适用于城市环卫车辆的工况测试。根据所提方法而所构建的环卫车代表工况能更真实表征城市环卫车辆的行驶工况,为我国环卫车辆行驶工况的开发提供一种有效的借鉴。

参考文献:

- [1] CLARK NN, RAPP B L, GAUTAM M, *et al.* A long term field emissions study of natural gas fueled refuse haulers in New York City [J]. Office of Scientific & Technical Information Technical Reports, 1998, 107(4): 964-975.
- [2] MAIMOUN M A, REINHART D R, GAMMOH F T, *et al.* Emissions from US waste collection vehicles [J]. Waste Management, 2013, 33(5): 1079-1089.
- [3] SANDHU G S, FREY H C, BARTELT-HUNT S, *et al.* In-use measurement of the activity, fuel use, and emissions of front-loader refuse trucks [J]. Atmospheric Environment, 2014, 92: 557-565.
- [4] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. 重型商用车燃油消耗量测量方法: GB/T 27840—2011 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2012.
- [5] 刘延林,邓阳庆. 自卸车循环工况研究 [J]. 汽车工程, 2009, 31(10): 963-965.
- [6] 周汽一,张艳辉,邓阳庆,等. 重型普通载货汽车典型用户的整车行驶循环工况研究 [J]. 汽车技术, 2012(3): 39-42.
- [7] 杨小娟,王建. 北京市重型客车行驶工况的构建与研究 [J]. 环境工程技术学报, 2015, 5(6): 455-463.
- [8] 王矗,韩秀坤,葛蕴珊,等. 北京市公交车典型行驶工况的构建 [J]. 汽车工程, 2010, 32(8): 703-706.
- [9] LIN J, NIEMEIER D A. An exploratory analysis comparing a stochastic driving cycle to California's regulatory cycle [J]. Atmospheric Environment, 2002, 36(38): 5759-5770.
- [10] LIN J, NIEMEIER D A. Estimating regional air quality vehicle emission inventories: constructing robust driving cycles [J]. Transportation Science, 2003, 37(3): 330-346.
- [11] LEE T K, ADORNATO B, FILIPI Z S. Synthesis of real-world driving cycles and their use for estimating PHEV energy consumption and charging opportunities: case study for Midwest/U S [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(9): 4153-4163.
- [12] 孙强,白书战,韩尔樑,等. 基于试验测量的瞬时行驶工况构建 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2015, 45(2): 364-370.
- [13] 李孟良,张建伟,张富兴,等. 中国城市乘用车实际行驶工况的研究 [J]. 汽车工程, 2006, 28(6): 554-557.
- [14] 刘应吉,夏鸿文,姚羽,等. 组合主成分分析和模糊 c 均值聚类的车辆行驶工况制定方法 [J]. 公路交通科技, 2018, 35(3): 79-85.
- [15] BISHOP C M. Pattern recognition and machine learning (information science and statistics) [M]. New York: Springer-Verlag, 2006.
- [16] 石琴,马洪龙,丁建勋,等. 改进的 FCM 聚类法及其在行驶工况构建中的应用 [J]. 中国机械工程, 2014, 25(10): 1381-1387.
- [17] 张洁玲,白清源. 一种高效的 k -means 聚类改进算法 [J]. 福州大学学报(自然科学版), 2014, 42(4): 537-542.
- [18] 李友文,石琴,姜平. 基于马尔科夫过程的行驶工况构建中数据处理与分析 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2010, 33(4): 491-494.
- [19] 姜平,石琴,陈无畏. 基于马尔科夫的城市道路行驶工况构建方法 [J]. 农业机械学报, 2009, 40(11): 26-30.

(责任编辑:沈芸)