

车辆行驶工况的开发和精度研究

高建平, 孙中博, 丁 伟, 郝建国

(河南科技大学 车辆与交通工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘 要: 为了反映某一地区车辆的真实油耗和排放, 通过实车试验数据的采集, 以短行程分析法为主体构建本土化的行驶工况. 采用因子分析选取 15 个表征道路特性参数中最具代表性的 3 个, 结合组合优化算法优化的 k 均值聚类算法对各运动学片段完成聚类, 构建的行驶工况与采用主成分分析和组合优化算法优化的 k 均值聚类算法及不优化 k 均值聚类算法分别构建的行驶工况相对实际行驶工况以 $\alpha' = 0.008\ 33$ 水准的检验无显著差异. 利用 AVL-Cruise 平台搭建的整车模型加载各工况, 开展油耗和排放性能仿真实验, 其中以实际行驶工况与采用因子分析和组合优化算法优化的 k 均值聚类算法构建的行驶工况油耗和排放相对误差最小, 分别为 1.15%、1.17%、1.8% 和 1%. 结果表明, 构建的行驶工况能够反映这一地区实际的交通特征, 提高了工况拟合精度.

关键词: 因子分析; 组合优化算法; 聚类分析; 行驶工况; 卡方检验

中图分类号: U 469

文献标志码: A

文章编号: 1008-973X(2017)10-2046-09

Development of vehicle driving cycle and accuracy of research

GAO Jian-ping, SUN Zhong-bo, DING Wei, XI Jian-guo

(Vehicle and Transportation Engineering Institute, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: The localized driving cycle was constructed by using the method of short stroke analysis through the collection of real vehicle test data in order to reflect the real fuel consumption and emission of the vehicle in a certain area. The factor analysis was conducted to select the 15 parameters of three most representative in the characterization of the road. The k-means clustering algorithm of combinatorial optimization algorithm was combined to complete clustering on kinematic sequences. The driving cycle of k-means clustering algorithm of principal component analysis and combinatorial optimization algorithm optimization and not optimization of k-means clustering algorithm that were constructed relative to the actual driving cycle to test the $\alpha' = 0.008\ 33$ level had no significant difference. AVL-Cruise platform was used to load driving cycle of the vehicle model in order to conduct the fuel consumption and emissions performance simulation experiment. The factor analysis with real driving cycle and combinatorial optimization algorithm was used to optimize k-means clustering algorithm in order to construct minimum fuel consumption and emissions of driving cycle of relative error, 1.15%, 1.17%, 1.8% and 1% respectively. Results show that the driving cycle of the construction can reflect the actual traffic characteristics of this area and improve the fitting precision of the driving cycle.

Key words: factor analysis; combinatorial optimization algorithm; cluster analysis; driving cycle; chi-square test

工况是汽车产品研发、匹配、评价的基础,也是汽车节能和排放测试评价的重要依据,对车辆在实

际道路、环境条件下的燃料经济性、排放、舒适性和可靠性具有决定性影响^[1]. 相关标准均沿用国际循

收稿日期: 2016-08-15.

网址: www.zjujournals.com/eng/fileup/HTML/201710020.htm

基金项目: 河南省科技攻关计划资助项目(152102210073); 国家自然科学基金资助项目(U1604147).

作者简介: 高建平(1976—),男,副教授,从事新能源汽车研究. ORCID:0000-0003-1287-2197. E-mail:gjpcar@gmail.com

环工况,影响了我国车辆技术水平的评价及开发. 本文以郑州市乘用车为例,但研究方法可以类推到某个地区或国家的某一类车辆. 目前,郑州市乘用车保有量已突破 100 万辆,市区单位面积乘用车污染物排放远远高于非市区部分,而且郑州市乘用车污染物人均排放比例已超过全国水平 1 倍以上^[2-3];因此,构建代表郑州市乘用车的行驶工况,为改善车辆性能奠定基础. 由于道路特征、地理特征、交通状况及驾驶习惯等方面的差异,世界范围内现行的乘用车测试用行驶工况不能真实反映其他国家或地区车辆的实际排放和燃料消耗量水平,因此国内外学者对构建本土化的循环工况纷纷进行相关研究,且多采用短行程分析法构建行驶工况^[4-9];其中大多学者均采用主成分分析和 k -均值聚类分析算法,但未对特征参数进行优选且 k -均值聚类分析算法的初始聚类中心多为随机选取,聚类中心易陷入局部最优,从而影响工况拟合的精度. 秦大同等^[10]提取了与油耗相关的工况特征参数,但未对初始聚类中心进行优化;王楠楠等^[11-12]利用单一的全局优化算法对初始聚类中心进行优化,易出现“早熟”,并且寻优效率不高;石琴等^[13]利用 SOFM 神经网络算法和 k 均值聚类算法相结合的组合聚类,其中 SOFM 神经网络能够改进初始聚类中心,但输入节点通过权值与输出层节点相连,初始权值的设置会影响学习的结果和 k 均值聚类的效果.

本文在利用短行程分析法构建行驶工况的同时,结合因子分析对特征参数进行选取;引入 Isight 优化平台,联合多岛遗传算法 (multi-island GA, MIGA) 和序列二次规划算法 (NLPQL) 建立组合优化算法,对初始聚类中心进行优化,实现了全局动态寻优,有效克服了全局优化算法后期寻优速度较慢的缺点^[14]. 拟合出更加精确的行驶工况,有助于车辆的认证和一致性检查,真实反映了车辆在该地区的油耗和排放.

1 行驶工况的试验设计

国内外各研究机构和政府部门对汽车行驶工况纷纷进行相关的研究工作,尽管在数据采集方式、数据分析方法、工况解析及合成手段等方面形式多样,但总的技术流程可以归纳为如图 1 所示的流程.

乘用车按用途一般可以分为私家车、出租车和公务用车,项目预选 70 辆乘用车,其中选取 15 辆出

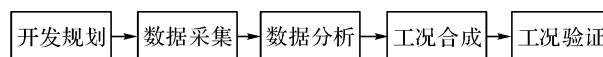


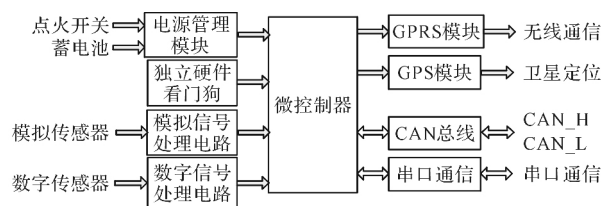
图 1 汽车行驶工况开发技术流程

Fig. 1 Vehicles with cycles to develop technical processes

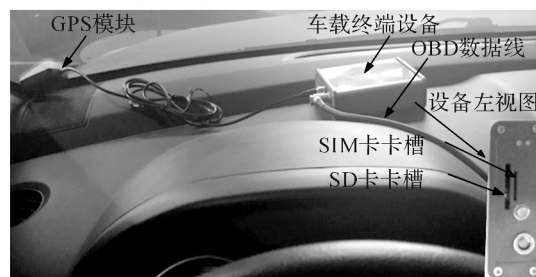
租车、15 辆公务用车及 40 辆私家车. 车辆根据用途的不同,呈现出不同的运行特点,其中出租车和公务用车的出行目的随意性强,无规律,不需预先规划试验路线和行驶时间,由驾驶员按正常目的驾驶车辆. 私家车多呈现规律性,通常行驶在居住地点和工作地点之间,但存在出行目的随意的特点,因此该类车辆应在不影响驾驶员出行目的的前提下,根据驾驶员常出入的驾驶区域来选取试验车辆,实现以少量试验数据反映全局特征的目的.

试验车辆数据采集一般分为 2 种方法^[15],针对车辆用途及车型的不同,选用不同的数据采集方法. 本文的私家车、出租车和公务用车均根据出行目的随意的特点,采用自主行驶法由驾驶员正常驾驶试验车辆以完成试验数据的采集.

车辆行驶数据由车载终端设备采集,采样频率为 1 Hz,在正常工作状态下,车载终端与整车的 ECU 进行通讯,采集 CAN 总线信息,获取车辆当前状态下的相关参数;通过外置的 GPS 天线接收时间、位置等信息,采用卫星授时方式同步时钟,同时连接 GPRS 网络,将采集到的信息发送到远程服务器数据库,实现对车辆数据的实时采集,硬件结构及装车实物如图 2 所示. 1 个月采集有效数据 603 077 条.



(a) 车载终端硬件结构



(b) 车载终端装车实物

图 2 车载终端硬件结构及装车实物

Fig. 2 Vehicle terminal hardware structure and loading object

2 短行程分析法

根据郑州市日常的交通强度、乘用车的行驶特点,选用短行程分析法作为工况解析方法,具体流程

如图 3 所示. 图中, v 为车速, t 为运行时间. 为了拟合更高精度的行驶工况, 在整体解析方法不变的情况下, 改进其中的合成步骤, 具体可以分为 3 种构建方案, 如表 1 所示. 表中, “√”表示采用该方法, “—”表示未采用该方法.

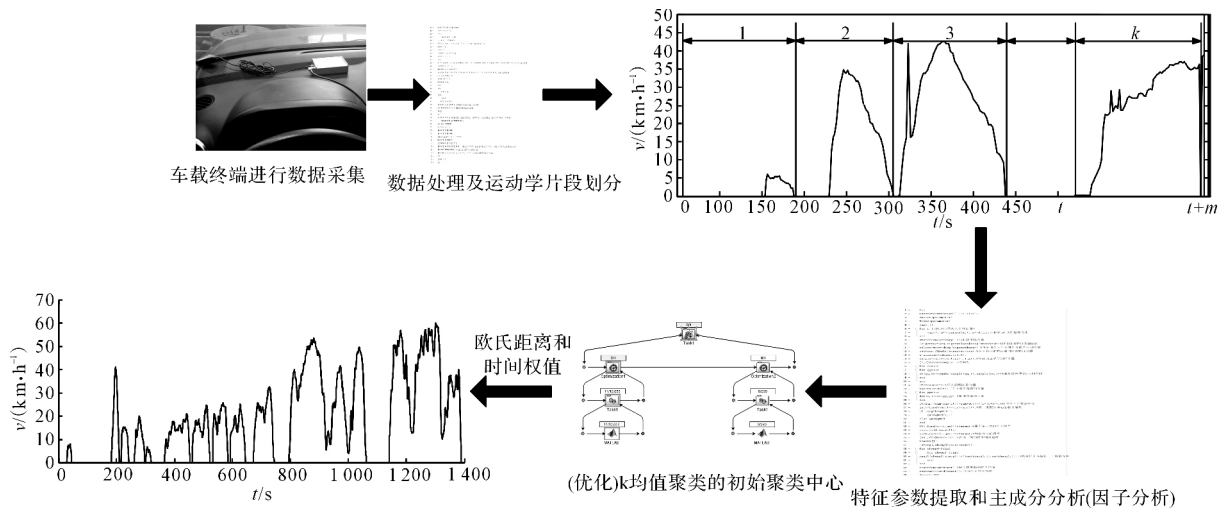


图 3 构建工况的解析流程

Fig. 3 Construction driving cycle resolution process

表 1 工况构建的 3 种方案

Tab. 1 Driving cycle of building three kinds of scheme

步骤	方案 1	方案 2	方案 3
主成分分析	√	√	—
因子分析	—	—	√
不优化的 K 均值聚类	√	—	—
优化的 K 均值聚类	—	√	√

2.1 运动学片段划分

车辆从起步出发到目的地停车, 受道路交通状况的影响, 期间会经过多次起步、停车, 将车辆从一个怠速开始到下一个怠速开始之间的运动定义为运动学片段(简称片段), 如图 4 所示. 对试验车辆的有效行驶数据可以划分为 5 668 个具有不同特征的片段.

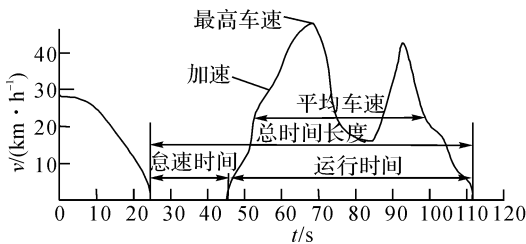


图 4 运动学片段示意图

Fig. 4 Kinematics schematic fragment

2.2 特征参数提取和主成分分析

初提取各片段的 15 个特征参数(见表 2), 构成 $5\ 668 \times 15$ 的特征参数矩阵.

为了避免选用所有特征参数作为分类指标, 导致信息重叠, 对 $5\ 668 \times 15$ 的特征参数矩阵进行主成分分析. 通过构造原变量的一系列线性组合, 使各线性组合在彼此不相关的前提下, 尽可能多地反映原变量的信息, 为特征参数矩阵实现主成分的提取编写相关程序实现主成分分析, 保留原有信息的 80% 左右, 具体方法如下.

为了消除特征参数间不同量纲的影响, 对特征参数进行标准差标准化, 使各特征参数转化为均值

表 2 提取各片段的 15 个特征参数

Tab. 2 15 extracted characteristic parameters of each fragment

编号	特征参数	编号	特征参数
1	运行时间比	9	平均速度(km/h)
2	怠速时间比	10	最大加速度(m/s ²)
3	匀速时间比	11	最大减速度(m/s ²)
4	加速时间比	12	速度标准差
5	减速时间比	13	加速度标准差
6	运行距离(m)	14	加速段平均加速度(m/s ²)
7	平均运行速度(km/h)	15	减速段平均加速度(m/s ²)
8	最大速度(km/h)	—	—

为 0、方差为 1 的正态分布. 数据标准差的标准化公式如下:

$$\left. \begin{aligned} \bar{x} &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \\ \text{std}_i &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}, \\ x'_i &= \frac{x_i - \bar{x}}{\text{std}_i}. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: \bar{x} 为特征参数均值, std_i 为标准差, x_i 为运动学片段库中的第 i 列特征值, n 为片段个数.

特征参数之间的协方差为

$$\text{cov}(x'_i, x'_j) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x'_i - \bar{x}'_i)(x'_j - \bar{x}'_j)}{n-1}. \quad (2)$$

式中: x'_i 和 x'_j 为第 i 个和第 j 个标准差标准化后的特征参数, \bar{x}'_i 和 \bar{x}'_j 为对应的均值, $\text{cov}(x'_i, x'_j)$ 为 2 个特征参数之间的协方差.

利用 Matlab 编程求得协方差矩阵的特征向量、特征值及贡献率, 如表 3 所示. 第 q 特征值为 Z_q , 累计贡献率约为 80% 时应保留的主成分为

$$m = \min \left[\frac{\sum_{k=1}^{k \leq q} \lambda_k}{\sum_{i=1}^q \lambda_i} \approx 80\% \right]. \quad (3)$$

式中: m 为主成分的个数, λ_k 为第 k 个主成分的贡献率, q 为特征值的个数.

特征参数与第 i 主成分相关系数的绝对值最大, 表明该特征参数可以隶属于该主成分, 对应的相关系数如表 4 所示. 表中, P_1 、 P_2 、 P_3 分别为第一主成分、第二主成分及第三主成分与各特征参数的相关系数.

表 3 各主成分的特征值、贡献率和累计贡献率

Tab. 3 Characteristic value, contribution rate and cumulative contribution rate of each principal component

n	Z_n	$\lambda_k / \%$	$\sum_{i=1}^n \lambda_i / \%$
1	6.921	46.138	46.138
2	3.270	21.797	67.936
3	1.772	12.813	79.748
4	0.943	6.288	87.037
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
15	-5.734×10^{-16}	-3.823×10^{-15}	100

表 4 特征参数与各主成分的相关系数

Tab. 4 Correlation coefficient characteristic parameters of each main component

特征参数	P_1	P_2	P_3
怠速时间比	-0.486	-0.840	0.210
运行时间比	0.486	0.840	-0.210
加速时间比	0.754	0.405	-0.165
匀速时间比	-0.194	0.732	0.066
减速时间比	0.629	0.458	-0.417
最大运行速度	0.913	-0.149	0.318
最大加速度	0.601	-0.305	-0.320
平均运行速度	0.895	-0.170	0.359
运行行程	0.631	0.136	0.552
平均速度	0.917	0.110	0.305
加速段平均加速度	0.228	-0.530	-0.560
最大减速度	-0.738	0.288	0.066
减速段平均加速度	-0.498	0.552	0.190
速度标准差	0.871	-0.245	0.296
加速度标准差	0.779	-0.209	-0.554

确定了保留的主成分个数的同时, 得到了因子的个数, 对因子矩阵进行 Kaiser 标准化的正交旋转, 直至收敛; 因子载荷 a_{ij} 为某个因子与原变量的相关系数, 主要反映该公共因子对应变量的贡献力; 变量共同度 a_i 反映了所有公共因子对该原变量的方差的解释程度; 相关公式如下:

$$y_i = a_{i1}f_1 + a_{i2}f_2 + \cdots + a_{im}f_m. \quad (4)$$

式中: y_i 为第 i 个特征向量, f_m 为第 m 个公共因子,

$$a_i = a_{i1} + a_{i2} + \cdots + a_{im}. \quad (5)$$

根据公共因子与 15 个特征参数的相关系数(见表 5), 得到与 3 个公共因子 f_1 、 f_2 、 f_3 最相关的特征参数, 分别为平均运行速度、怠速时间比(运行时间比)、加速度标准差.

2.3 组合优化算法优化 k 均值聚类

运动学片段聚类的准确性会直接影响工况拟合的精度, 但利用 k 均值聚类算法对各片段进行聚类, 初始聚类中心的随机选取无法避免聚类陷入局部最优这一缺点, 因此对初始聚类中心进行优化选取实现最优聚类. 优化算法可以分为数值型和探索型 2 种, 其中采用数值型优化算法可以快速找到局部最优点, 但不能很好地进行全局寻优; 采用探索型优化算法能够寻优到全局最优解附近, 但是存在后期寻优效率低、局部寻优效果不佳的特点. 结合 2 种优化算法, 可以充分利用 2 种优化算法的各自优点,

表 5 公共因子与原变量的相关系数

Tab. 5 Correlation coefficient common factor with original variables

变量	f_1	f_2	f_3
怠速时间比	-0.154	-0.970	0.145
运行时间比	0.154	0.970	-0.145
加速时间比	0.431	0.728	0.212
匀速时间比	-0.179	0.465	-0.574
减速时间比	0.170	0.818	0.286
最大运行速度	0.915	0.160	0.305
最大加速度	0.287	0.161	0.670
平均运行速度	0.930	0.119	0.283
运行行程	0.821	0.162	-0.149
平均速度	0.884	0.372	0.159
加速段平均加速度	-0.130	-0.085	0.789
最大减速度	-0.551	-0.130	-0.558
减速段平均加速度	-0.315	0.135	-0.686
速度标准差	0.879	0.074	0.358
加速度标准差	0.264	0.413	0.846

提高优化效率,改善优化质量.选取 MIGA 和 NLPQL 构成组合优化算法,在优化前期,充分发挥 MIGA 的全局优化能力;在全局优化后期,借助 NLPQL 快速定位全局最优区域,进行局部快速寻优,最终得到全局最优解.

2.3.1 算法基础 MIGA 是在传统遗传算法的基础上发展起来的.该算法继承了遗传算法的基本思想,两者的最大区别在于后者将众多种群分成若干个子种群(也被称为岛),在子种群中执行遗传算法的选择、交叉、变异等操作,并且周期性地在不同岛之间有针对性地进行移民操作.如此反复操作,尽可能避免局部最优解,从而抑制了“早熟”现象的发生,但大群体增加了个体适应性评价的计算量,降低了收敛速度. MIGA 相邻两代的进化流程如图 5 所示.

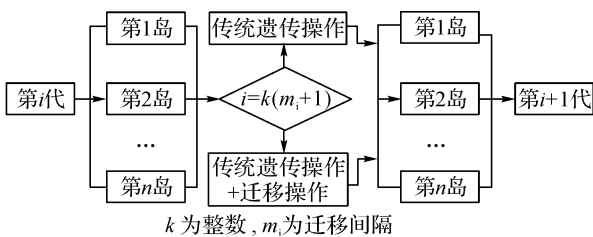


图 5 多岛遗传算法相邻两代之间的进化流程图

Fig. 5 Evolutionary flowchart generations between adjacent multi-island genetic algorithm

NLPQL 是局部优化的数值型优化算法,用来解决带有约束的非线性数学规划问题.二次连续规划法(SQP)是 NLPQL 的核心算法,将目标函数以二阶泰勒级数展开,并将约束条件线性化,原非线性问题转化为一个二次规划问题,通过解二次规划得到下一个设计点.该算法很稳定,且是局部优化收敛速度最快的一种算法,主要的优点是很容易和一个非常健壮的计算一起使用.

由于多岛遗传算法和序列二次规划算法的优缺点能够相互弥补,采用这两种算法构成组合优化算法进行寻优,能够提高优化效率,改善优化质量.如图 6 所示为优化流程图.

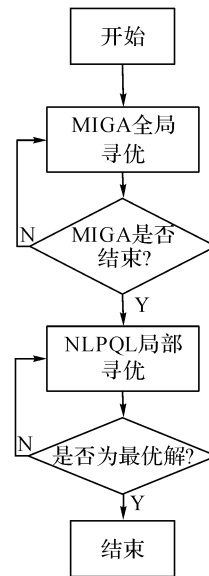


图 6 初始聚类中心优化流程图

Fig. 6 Initial clustering center optimization flow chart

2.3.2 算法应用 利用 k 均值聚类算法,将各片段分为拥堵片段、市区片段、市郊片段及高速片段 4 类.随机选取初始聚类中心容易受到噪声和孤立点的干扰,甚至会导致聚类的失败,最终影响聚类效果.针对该缺点,综合考虑同类相似性和异类差异性的评价指标,以综合指标 F 为优化目标,利用组合优化算法优化初始聚类中心,优化数学模型如下.

$$\left. \begin{aligned} \max F &= \frac{D_M}{d_m}, \\ D_M &= \sum_{j=1}^r \|\bar{x}^{(j)} - \bar{x}^{(h)}\|^2, j \neq h, \\ d_m &= \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} \|x_i^{(j)} - \bar{x}^{(j)}\|^2; \\ \text{s. t. } g_k(x) &\geq 0, k = 1, 2, \dots, m; \\ x_u^l &\leq x_u \leq x_u^h, u = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中: F 为目标函数, F 取最大,表明该聚类是最合

理的聚类; D_M 为各类中心之间的距离之和; d_m 为各类样本点到各类中心的距离之和的各平均值相加的和; r 为类别数目(本文取 $r=4$); $\bar{x}^{(j)}$ 为第 j 类的聚类中心, $\bar{x}^{(h)}$ 为第 h 类的聚类中心, $x_i^{(j)}$ 为第 j 类中的第 i 个运动学片段的特征值; n_j 为第 j 类的运动学片段个数; $g_k(x) \geq 0$ 为约束条件; m 为约束条件个数; x_u^h 和 x_u^l 分别为第 u 个变量的上限和下限. 优化变量、约束条件等如表 6 所示. 表中, $c(j)$ 表示第 j 类的初始聚类中心. Isight 平台优化界面及流程如图 7 所示.

表 6 k 均值聚类的优化变量及内容

Tab. 6 k-means clustering of optimized variables and content

优化算法	约束条件	优化变量
MIGA+NLPQL	$c(j)_1 \leq c(j) \leq c(j)_{n_j}$ $c(j) \neq c(h)$	$c(1)$
		$c(2)$
		$c(3)$
		$c(4)$

基于上述 3 种方案,对得到的 5 668 个片段分别进行聚类,利用每个片段与 4 个聚类中心间的欧式距离和贴近度准则,确定所属的类别. 片段与各类聚类中心的欧氏距离为

$$d_{ij} = \sqrt{(x'_{i1} - \bar{x}_1^{(j)})^2 + (x'_{i2} - \bar{x}_2^{(j)})^2 + \dots + (x'_{im} - \bar{x}_m^{(j)})^2}. \quad (7)$$

式中: d_{ij} 为第 i 个片段到第 j 类聚类中心的欧氏距离, x'_{im} 为第 i 个片段的第 m 个特征要素, $\bar{x}_m^{(j)}$ 为第 j 类聚类中心的第 m 个特征要素.

若出现片段要素到各类中心的最小欧氏距离相等而无法判断的情况,引入贴近度这一准则进行判断,公式如下:

$$\partial_0(\bar{A}_i, \bar{B}_m) = \frac{1}{2} [\bar{A}_i \circ \bar{B}_m + (1 - \bar{A}_i \otimes \bar{B}_m)]. \quad (8)$$

式中: A_i 为运动学片段库中的任一个运动学片段的

向量要素; B_m 为待识别的对象要素,此处为聚类分析的聚类中心; $\partial_0(\bar{A}_i, \bar{B}_m)$ 中的最大值对应的 m 为该运动学片段所属的类别.

根据式(8),利用 Matlab 编写程序分别进行聚类,不同方案下各片段所属的类别如图 8 所示.

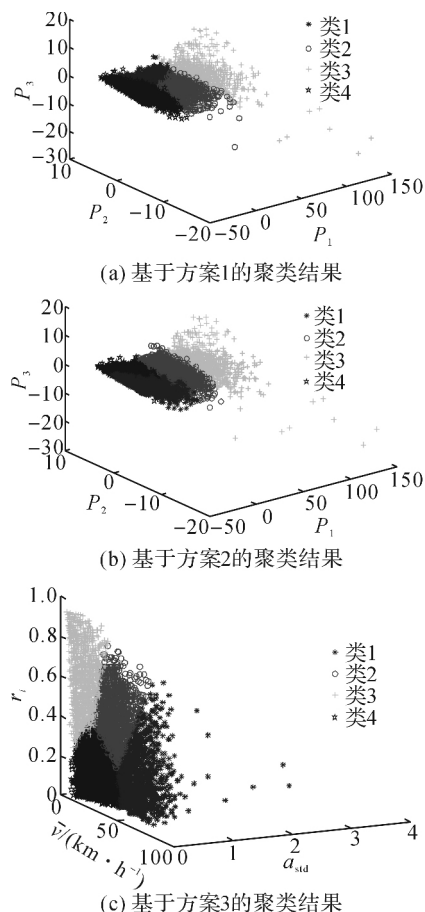


图 8 3 种不同方案的聚类结果

Fig. 8 Clustering results of three different programs

3 工况的合成与验证

3.1 工况的合成

根据 CVS 和国外工况合成的经验可知,行驶工况的时间长度为 1 200~1 500 s. 根据同一类中的欧式距离来选择备选片段,由各类在整个数据中所占的时间比例,确定各类片段在最终工况合成中所占的时间及个数,具体公式如下:

$$\left. \begin{aligned} t_i &= \frac{\sum_{j=1}^{n_j} T_{ij}}{T_{\text{all}}} t_{\text{cycle}}, \\ k_i &= \frac{t_i n_j}{\sum_{j=1}^{n_j} T_{ij}}. \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

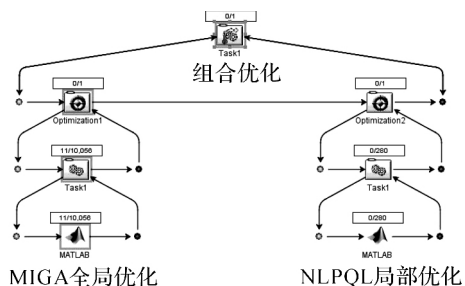


图 7 Isight 的优化界面及流程

Fig. 7 Isight optimization interface and process

式中: t_i 为第 i 类在工况合成中所占的时间, n_j 为第 i 类中片段的个数, T_{ij} 为第 i 类中第 j 个片段所持续的时间, T_{all} 为样本中所有片段持续的总时间, t_{cycle} 为工况合成所需的时间, k_i 为第 i 类片段在拟合的工况中的片段个数。

依据上述 3 种不同方案得到的聚类结果分别拟合出时间长度为 1 491、1 549 及 1 373 s 的 3 条郑州市乘用车行驶工况, 如图 9 所示。

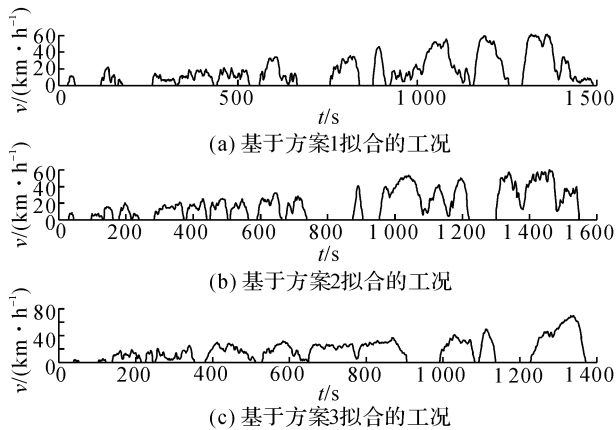


图 9 基于 3 种不同方案构建的郑州市乘用车行驶工况
Fig. 9 Driving cycles of passenger cars in Zhengzhou based on three different schemes

3.2 工况验证

3.2.1 卡方检验验证行驶工况的有效性 卡方检验是一种用途较广的计数资料的假设检验方法, 属于非参数检验的范畴, 主要是比较 2 个及 2 个以上样本率以及 2 个分类变量的关联性分析。根本思想是比较理论频数和实际频数的吻合程度或拟合优度问题。基于 3 种方案拟合的行驶工况与整体有效数据, 开展加速度分布频数检验。其中实验组 1、2、3 分别为基于方案 1、2、3 拟合的行驶工况的加速度分布频数, 对照组为整体有效数据的加速度分布频数, 确定这 3 种方案的检验水准。具体流程如图 10 所示, 过程如下。

1) 首先建立检验假设。 H_0 : 3 个实验组和对照组加速度分布频数无差异; H_1 : 3 个实验组和对照组加速度分布频数有差异, $\alpha=0.05$ 。

2) 比较各实验组和同一样本组, 各实验组间不须比较, $\alpha'=\alpha/(2(k-1))=0.008\ 33$ 。

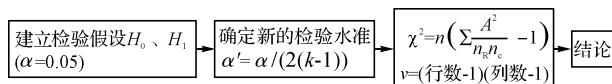


图 10 卡方检验流程图

Fig. 10 Chi-square test flow chart

3) 确定 χ^2 和自由度 v 。如表 7 所示为 4 组数据加速度分布频数。表中, a_a 为加速频数, a_c 为匀速和怠速频数, a_d 为减速频数。

表 7 4 组数据加速度分布频数

Tab. 7 Four sets of data acceleration frequency distribution

组别	a_a ($a>0.15\text{m/s}^2$)	a_c ($ a \leq 0.15\text{m/s}^2$)	a_d ($a<-0.15\text{m/s}^2$)
实验组 1	365	725	401
实验组 2	363	784	402
实验组 3	341	699	333
对照组	151 167	306 998	144 912

4) 查 χ^2 界限表可得如下结论。实验组 1 和对照组比较可知, $\chi^2=6.80, 0.025<P<0.05$; 实验组 2 和对照组比较可知, $\chi^2=4.05, P>0.05$; 实验组 3 和对照组比较可知, $\chi^2=0.058, P>0.05$ 。按 $\alpha'=0.008\ 33$ 的检验水准, 接受 H_0 , 可以认为 3 个实验组和对照组加速度分布频数无差异, 表明 3 次合成的行驶工况均可以代表整体数据的交通特征; 同时, χ^2 越小, P 越大, 表明实际频数和理论频数的吻合程度越高, 拟合出的行驶工况更精确。实验组 2 的 χ^2 比实验组 1 小, 证明了优化选取初始聚类中心的有效性。实验组 3 基于方案 3 拟合的行驶工况较实验组 1 和实验组 2 更能够反映整体有效行驶数据的交通特征。选取基于方案 3 拟合的行驶工况, 供后续研究。

为了便于车辆在底盘测功机上模拟道路试验和实车道路试验时能够更好地复现和跟随工况, 通过移动平均滤波器将拟合的工况进行高频噪声处理, 在不改变数据本身特性的同时, 使工况曲线更加平滑。滤波器的定义公式为

$$v_{\text{smo}}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} v(n-i), \quad (10)$$

式中: $v_{\text{smo}}(t)$ 为第 n 次采样值经滤波后的输出值, $v(n-i)$ 为第 $n-i$ 次采样值, n 为递推平均的项数。

如图 11 所示为未经平滑处理的工况与平滑处理后的工况对比。可知, 噪声点能够被移动平均滤波器消除。

3.2.2 行驶工况的精度分析 利用 AVL-Cruise 平台搭建整车动力学模型, 整车的具体参数如表 8 所示, 建立的整车仿真模型如图 12 所示。分别加载各行驶工况文件得到对应的油耗 F_{uel} 和排放量 $E(\text{NO}_x)$ 、 $E(\text{CO})$ 、 $E(\text{HC})$, 仿真结果如图 13 所示。

比较同一整车模型与各工况的仿真结果可知, 实际行驶工况与国际通用工况的相对误差 ϵ 较大

表 8 整车参数表

Tab. 8 Vehicle parameters table

参数	参数值
整车整备质量/kg	910
满载质量/kg	1 350
长/宽/高/mm	3 815/1 648/1 530
车轮静态半径/mm	260
迎风面积/m ²	1.72
空气阻力系数	0.33
发动机功率/kW	50
变速器类型	CVT
主减速器速比	3.4

(见表 9),有必要构建本土化的行驶工况. 3 种方案拟合的工况与实际工况相比,车辆加载方案 3 拟合的工况百公里油耗和排放与实际工况的相对误差最小,分别为 1.15%、1.17%、1.8%和 1%,表明 3 种方案中基于方案 3 拟合的工况精度更高.

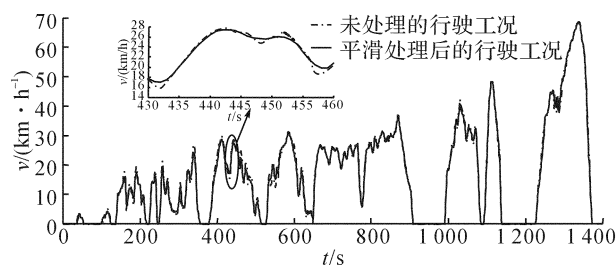


图 11 平滑处理前、后的工况对比

Fig. 11 Smoothing driving cycle before and after comparison

表 9 实际工况较其他试验工况的油耗和排放相对误差

Tab. 9 Relative error of actual driving cycles than other fuel consumption and emissions

试验工况	$\epsilon/\%$			
	F_{uel}	$E(\text{NO}_x)$	$E(\text{CO})$	$E(\text{HC})$
方案 3 行驶工况	1.15	1.17	1.8	1
方案 2 行驶工况	2.67	13.1	1.2	3.7
方案 1 行驶工况	4.9	3.6	2.4	7
NEDC 工况	34.2	14.1	28.8	43
10-15 工况	14.3	7	10.3	15
FTP75 工况	38.7	17.5	35.7	50.4

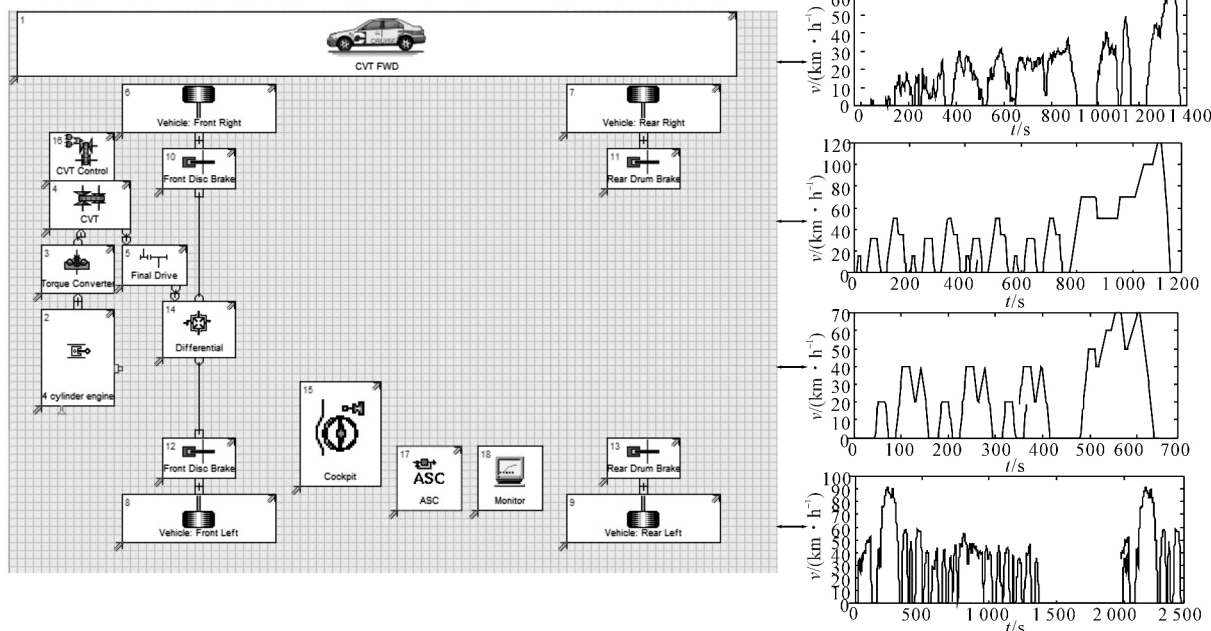


图 12 基于 Cruise 的整车不同工况下性能仿真

Fig. 12 Cruise-based vehicle performance simulation under different driving cycles

4 结 论

(1) 针对不同用途的车辆选用不同的试验方案, 并利用车载终端设备进行数据采集. 结合因子分析对运动学片段的 15 个特征参数进行分析, 得到平均

运行速度、怠速时间比(运行时间比)和加速度标准差 3 个更具代表性的特征参数.

(2) 利用组合优化算法, 对 k 均值聚类算法的初始聚类中心进行优化, 得到了最优的聚类效果. 运用行驶工况与整体试验数据的加速度分布频数进行卡方检验, 证明了聚类优化和工况合成的有效性.

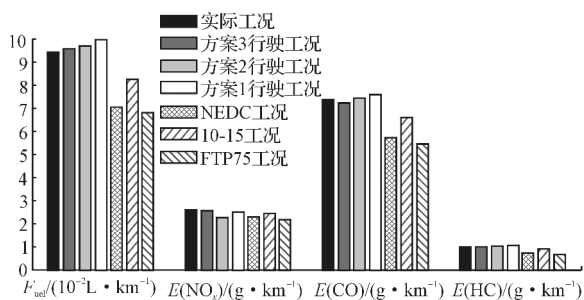


图13 所有试验工况下的整车油耗和排放对比

Fig. 13 All test driving cycles of vehicle fuel consumption and emissions

(3)采用 AVL-Cruise 仿真平台的整车模型分别加载各工况进行油耗和排放的对比分析可知,我国乘用车一直沿用欧洲 NEDC 循环测量的污染物测试结果不能完全反映本土的实际交通状况特征.有必要构建反映这一地区实际交通的行驶工况,且依据方案3拟合的行驶工况较前2种方案更接近于实际工况,工况的拟合精度更高.

参考文献(References):

- [1] 郑天雷. 全球车辆循环工况调查与对比[R]. 天津: 中国汽车技术研究中心, 2011.
ZHENG Tian-lei. Research and comparisons of vehicle driving cycle in the world [R]. Tianjin: China Automotive Technology and Research Center, 2011.
- [2] 赵新燕. 郑州市机动车污染排放特征与控制措施研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014.
ZHAO Xin-yan. Research on vehicle pollution emission characteristics and control measures in Zhengzhou [D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [3] 张文凯. 郑州市机动车排放清单建立及减排情景研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2015.
ZHANG Wen-kai. Research on establishment of vehicle emission inventory and its abatement scenarios in Zhengzhou [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2015.
- [4] FOTOUHI A, MONTAZERI-GH M. Tehran driving cycle development using the k-means clustering method [J]. *Scientia Iranica*, 2013, 20(2): 286-293.
- [5] NESAMANI K S, SUBRAMANIAN K P. Development of a driving cycle for intra-city buses in Chennai [J]. *Atmospheric Environment*, 2011(45): 5469-5476.
- [6] 万霞, 黄文伟, 强明明. 深圳市乘用车道路行驶工况构建[J]. 深圳大学学报: 理工版, 2016, 33(3): 281-287.
WAN Xia, HUANG Wen-wei, QIANG Ming-ming. Construction of driving cycle for passenger vehicles in Shenzhen [J]. *Journal of Shenzhen University: Science and Engineering*, 2016, 33(3): 281-287.
- [7] 石敏. 轻型汽车行驶工况构建的研究[D]. 天津: 天津理

工大学, 2013.

- SHI Min. Research of construction of the light-duty vehicles driving cycle [D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2013.
- [8] 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.
YANG Xiao-juan, WANG Jian. Construction and research of heavy-coach's driving cycle in Beijing city [J]. *Journal of Environmental Engineering Technology*, 2015, 5(6): 455-463.
- [9] 胡志远, 秦艳, 谭丕强, 等. 基于大样本的上海市乘用车行驶工况构建[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2015, 43(10): 1523-1527.
HU Zhi-yuan, QIN Yan, TAN Pi-qiang, et al. Large sample based car driving cycle in Shanghai city [J]. *Journal of Tongji University: Natural Science*, 2015, 43(10): 1523-1527.
- [10] 秦大同, 詹森, 漆正刚, 等. 基于 K-均值聚类算法的行驶工况构建方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2016, 46(2): 383-389.
QIN Da-tong, ZHAN Sen, QI Zheng-gang, et al. Driving cycle construction using K-means clustering method [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2016, 46(2): 383-389.
- [11] 王楠楠. 城市道路行驶工况构建及油耗研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2012.
WANG Nan-nan. Construction of the urban road driving cycle and research of the fuel consumption [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2012.
- [12] 詹森, 秦大同, 曾育平. 基于遗传优化 k 均值聚类算法工况识别的混合动力汽车能量管理策略[J]. 中国公路学报, 2016, 29(4): 130-137.
ZHAN Sen, QIN Da-tong, ZENG Yu-ping. Energy management strategy of HEV based on driving cycle recognition using genetic optimized K-means clustering algorithm [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2016, 29(4): 130-137.
- [13] 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 Qin, QIU Duo-yang, ZHOU Jie-yu. Driving cycle construction and accuracy analysis based on combined clustering technique [J]. *Automotive Engineering*, 2012, 34(2): 164-169.
- [14] GAO Jian-ping, LIU Zhen-nan, GUO Zhi-jun, et al. Optimization of hybrid electric bus control strategy with hybrid optimization algorithm [C]// 2013 International Conference on Energy Research and Power Engineering. Zhengzhou: Energy Research and Power Engineering, 2013: 924-930.
- [15] 陈全世, 朱家琰, 田光宇. 先进电动汽车技术[M]. 2 版. 北京: 化学工业出版社, 2014: 15-27.