

DOI: 10.7652/xjtuxb201707019

基于实际工况的插电式混合动力公交车 参数自适应控制策略研究

高建平^{1,2}, 孙中博¹, 张磊敏¹, 郗建国¹

(1. 河南科技大学车辆与交通工程学院, 471003, 河南洛阳;

2. 河南科技大学机械装备先进制造河南省协同创新中心, 471003, 河南洛阳)

摘要: 为充分挖掘插电式混合动力公交车的节油潜力,提出了一种基于工况影响的变参数控制策略,从而实现了整车功率的合理分配。采集 20 辆公交车的行驶数据、利用短行程分析法,拟合出某城市公交车的拥堵、市区、市郊及综合这 4 类工况,同时利用组合优化算法优化了相同行驶里程下 4 类工况的整车控制策略的关键参数,选择性地建立了识别数据库并嵌入到基于综合工况优化后的定参数控制策略中,进而形成依据欧氏距离和贴近度准则的实时判别当前工况类型并自动调用该类工况最优控制参数的变参数控制策略。研究表明:较定参数控制策略,相同实验工况下变参数控制策略的整车综合油耗降低 5.12%;通过引入快速控制原型测试得出,综合工况下变参数控制策略的整车综合油耗降低 4.9%,验证了变参数控制策略的可行性。

关键词: 插电式混合动力公交车;变参数控制策略;整车控制;工况识别

中图分类号: U469.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)07-0130-10

Plug-in Hybrid Electric Bus Variable Parameter Control Strategy Considering Influence of Driving Cycle

GAO Jianping^{1,2}, SUN Zhongbo¹, ZHANG Leimin¹, XI Jianguo¹

(1. Vehicle and Transportation College, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471003, China;

2. Collaborative Innovation Center of Machinery Equipment Advanced Manufacturing of Henan Province, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471003, China)

Abstract: To fully tap the fuel saving potential of city plug-in hybrid buses, a variable parameter control strategy according to the influence of driving cycle is proposed to achieve the reasonable distribution of vehicle power. The traffic data of 20 buses are collected and the congestion driving cycle, urban driving cycle, suburban driving cycle and comprehensive driving cycle of the urban buses are fitted with short-stroke analysis method. The vehicle control strategy key parameters of the four driving cycles in the same driving range are optimized with combinatorial optimization algorithm. The selected first three sets construct an identification database which is embedded into the fixed parameter control strategy based on the comprehensive driving cycle optimization. Euclidean distance and proximity criterion are used to judge the type of the current driving cycle in real time and automatically call the variable parameter control strategy of the optimal control parameter. The results show that in the same experimental driving cycle, the integrated fuel consumption of vehicle reduces by 5.12% compared with the fixed parameter control strategy.

收稿日期: 2016-11-09。 作者简介: 高建平(1976—),男,副教授。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(U1604147);河南省重点科技攻关计划资助项目(152102210073)。

网络出版时间: 2017-04-21 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170421.1649.006.html>

The rapid control pattern test indicates that the integrated fuel consumption of vehicle in comprehensive driving cycle reduces by 4.9% compared with the fixed parameter control strategy.

Keywords: plug-in hybrid electric bus; variable parameter control strategy; vehicle control; driving cycle recognition

汽车的能源消耗以及污染物、CO₂ 排放是当前世界汽车行业共同面对的问题。插电式混合动力公交车(PHEB)比普通混合动力公交车具有更优越的经济性和排放性能,比纯电动公交车具有更长的续航里程,已成为目前最具推广价值的新能源汽车。然而,目前 PHEB 的综合性能并不令人满意,行驶工况对 PHEB 性能的影响很大。构建城市的典型行驶工况、利用工况对 PHEB 进行整车参数匹配和控制策略的优化,具有实际指导意义。

当前普遍采用短行程分析法构建行驶工况^[1-6],但大多数并未对 k 均值聚类算法的初始聚类中心进行优化选取,从而引发聚类易陷入局部最优。通常,PHEB 以一个典型综合工况来优化整车控制器关键参数,而相同里程下的拥堵、市区和市郊工况的优化结果与综合工况并不相同,造成了 PHEB 在实际行驶过程中的综合性能无法充分发挥,这需要对车辆的运行状态进行有效识别,建立一个使 PHEB 满足不同运行状态的控制策略^[7]。现今对工况识别的研究方法多利用模糊识别和神经网络识别,如:高建平^[8]等选择 3 种行驶工况特征参数(平均车速、平均绝对加速度及怠速时间比)用于制定模糊识别的规则,采用预先设定法确定了输出变量的隶属函数^[8];Chen

等将行驶工况的功率需求均值和标准差作为模糊输入,将需求等级系数作为输出,并利用全球定位系统(GPS)预测行驶里程^[9];田毅等利用神经网络对工况进行识别^[10-12],而隐层节点数的选择会影响网络模型的精度、泛化能力、通用性等。詹森利用遗传算法对初始聚类中心进行了优化^[13],但遗传算法会影响识别精度。

本文基于上述研究,在将采集到的样本数据划分成片段后,结合因子分析和组合优化算法完成了片段的分类,拟合出代表城市 PHEB 的 4 类行驶工况,引入 Isight 优化平台,优化了相同行驶里程下的 4 类工况对应的控制策略关键参数,进而结合各聚类中心与待识别工况特征要素的欧氏距离和贴近度准则进行工况识别,通过自动调用已优化的控制策略关键参数实现功率的最佳分配,最后引入快速控制原型(RCP)测试了整车控制策略的可行性。

1 工况的构建与验证

构建行驶工况时结合了某城市公交车的交通特点,采用了短行程分析法,利用了因子分析和优化聚类算法,工况开发技术路线如图 1 所示。

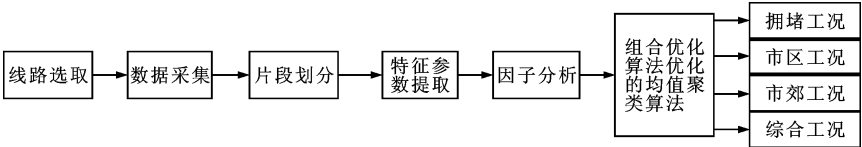


图 1 工况开发技术路线

1.1 试验线路的选取

根据某城市公共交通总公司官网发现了 367 条公交线路,实地调研发现,其中 79 条线路停运和未运营,正常运行线路有 288 条。通过对此 288 条公交线路进行站点频数统计,得出了 2 192 个不重复站点。每条线路站点频数之和除以该线路上的公交站点数,可以作为公交线路的强度。根据公交车选取数量、公交线路强度、站点频数、公交车运行类型、公交车站点数概率分布、公交车运行区域及各区域公交车数量所占比例确定了 20 条公交试验线路。

1.2 数据采集及运动学片段划分

分别与 20 条公交线路对应的 20 辆公交车采用

自主行驶法^[14]采集行驶数据。车载终端设备安装于试验车之后,驾驶员正常驾驶车辆,行驶数据由车载终端设备实时采集,采样频率为 1 Hz。在正常工作状态下,车载终端与整车的车载电脑(ECU)进行通讯,采集控制器局域网(CAN)总线的信息,获取车辆当前状态下的相关参数,同时通过外置的 GPS 天线接收时间、位置等信息,采用卫星授时方式同步连接通用分组无线服务(GPRS)网络,并将采集到的信息发送到远程服务器数据库,从而实现了车辆数据的实时采集。车载终端硬件结构如图 2 所示。

为使拟合的行驶工况能够反映该城市道路的真实交通流,采集了 1 个月的 20 辆 PHEB 的数据,并

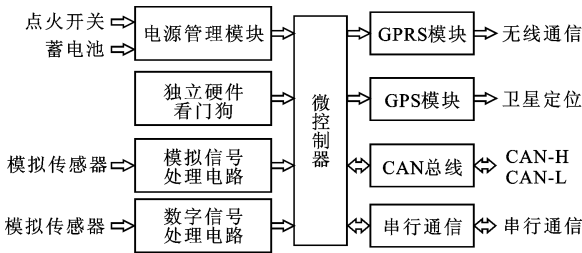


图 2 车载终端硬件结构

利用 Matlab 编写程序对有效数据进行了片段划分。车辆从出发至目的地,受交通状况的影响,期间会出现多次停车、再起步。将车辆从一个怠速开始到下一个怠速开始的运动定义为运动学片段(简称片段),如图 3 所示。

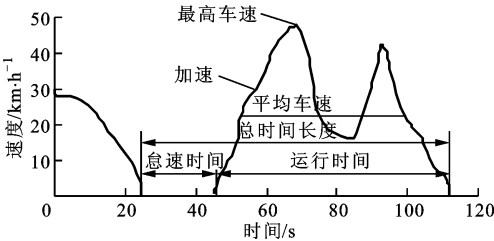


图 3 运动学片段示意图

1.3 因子分析和 k 均值聚类算法优化

提取片段的 15 个反映工况特征的参数(见表 1),同时为避免各特征参数之间信息的重叠,利用因子分析选取了与工况特征最相关的 3 个特征参数:平均运行速度 $\bar{v}$ 、运行时间比 R_{trip} 和加速度标准差 a_{std} ,以及与特征参数相关的 3 个公共因子参数 f_1 、 f_2 及 f_3 ,见表 2。

表 1 运动学片段的 15 个特征参数

编号	特征参数	编号	特征参数
1	运行时间比	9	最高车速
2	怠速时间比	10	最大加速度
3	平均速度	11	最大减速度
4	速度标准差	12	平均运行速度
5	运行行程	13	加速度标准差
6	匀速时间比	14	加速段平均加速度
7	加速时间比	15	减速段平均加速度
8	减速时间比		

利用各片段提取的 3 个特征参数作为 k 均值聚类算法的 3 个特征要素,同时对各特征参数进行了标准差标准化,具体公式如下

$$\left. \begin{aligned} \bar{x}_j &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \\ s_j &= \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \right)^{1/2} \\ x'_{ij} &= \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}, 1 \leq j \leq 3 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

表 2 公共因子与特征参数

特征参数	f_1	f_2	f_3
怠速时间比	-0.254	-0.956	0.066
运行时间比	0.254	0.956	-0.066
加速时间比	0.244	0.767	0.337
匀速时间比	0.304	0.469	-0.449
减速时间比	-0.064	0.875	0.036
最大运行速度	0.914	0.186	0.195
最大加速度	0.128	0.112	0.429
平均运行速度	0.947	0.163	0.112
运行行程	0.736	0.176	-0.308
平均速度	0.807	0.535	0.018
加速段平均加速度	-0.270	-0.091	0.665
最大减速度	-0.476	0.004	-0.594
减速段平均加速度	-0.159	0.188	-0.805
速度标准差	0.859	0.033	0.284
加速度标准差	0.141	0.437	0.871

式中: x_{ij} 为第 i 个片段的第 j 个特征参数; $\bar{x}_j$ 为第 j 个特征参数的期望; s_j 为第 j 个特征参数的标准差; n 为运动学片段数。

利用 k 均值聚类算法将各片段分为拥堵片段、市区片段及市郊片段,采用 k 均值聚类算法随机选取初始聚类中心。结合多岛遗传算法(MIGA)和序列二次规划算法(NLPQL)构成组合优化算法,即在优化前期充分发挥 MIGA 的全局优化能力,在优化后期借助 NLPQL 快速定位全局最优区域,进行局部快速寻优,提高寻优效率,以获得最优的初始聚类中心。以综合评价指标 F 为优化目标,兼顾同类相似性和异类差异性的评价指标,利用组合优化算法优化初始聚类中心,优化的数学模型如下

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

式中: F 为目标函数; D 为各类中心之间的距离之和; M 为样本点到各类中心的距离之和的平均值; r 为类别数(本文 $r=3$); $\bar{x}^{(j)}$ 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 个片段的特征值; n_j 为第 j 类的片段数; $g_k(x)$ 为约束条件; m 为约束条件数; x_u^l 和 x_u^h 分别为第 u 个变量

的下限和上限。由式(2)知, F 最大时,该聚类最合理。利用 Isight 优化平台实现各片段聚类结果如图 4 所示。

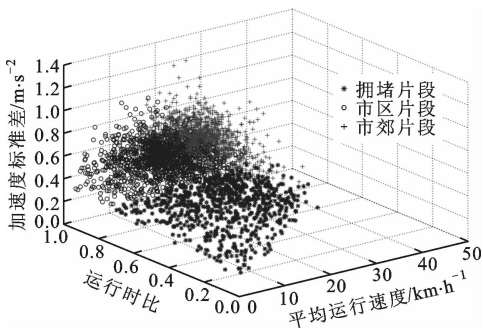


图 4 优化后各片段的聚类结果

1.4 工况合成

根据定容取样法(CVS)和国外工况合成的经验,行驶工况时间长度为 1 200~1 500 s 时,利用同一类中的欧式距离可选择备选片段,各类中的样本与该类的聚类中心欧氏距离越小,表明该样本在此类片段中越具有代表性,由此可拟合出拥堵、市区及市郊工况的时间长度分别为 1 303、1 302、1 302 s。根据各类片段在整个数据中所占的时间比例,确定各类片段在综合工况合成中所占的时间及个数,便

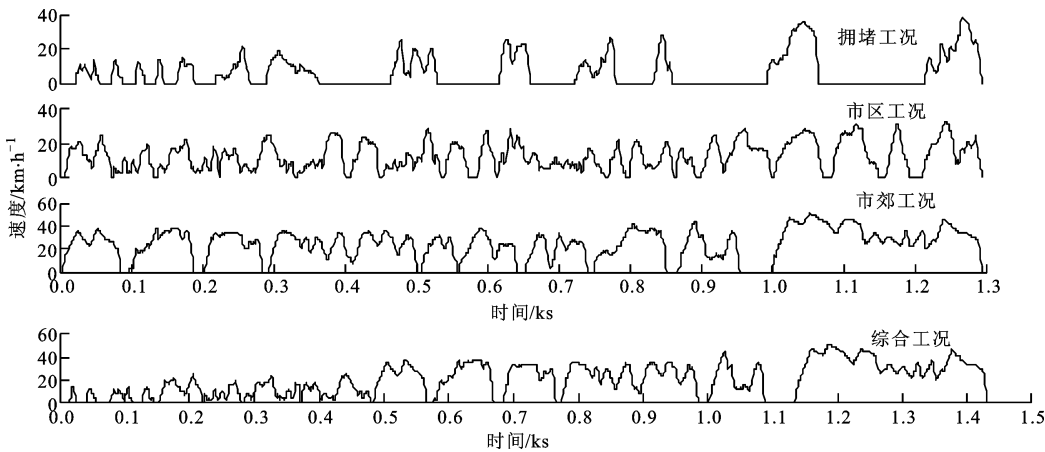


图 5 平滑处理后的某城市 PHEB 的各类工况

1.5 工况验证

选取了长为 12 m 的插电式混合动力公交车进行工况验证,该车型采用了单轴混联双电机驱动系统,结构简图如图 6 所示,整车主要参数见表 3。为验证 PHEB 行驶工况的有效性,选取综合工况作为被验证工况,同时任选一辆 PHEB 并采集该车运行 1 d 的行驶数据作为试验工况。选用基于中国典型城市公交工况标定后的定参数控制策略,利用 Matlab 中的 Interface 接口集成 AVL-Cruise 中

可拟合出时间长度为 1 429 s 的综合工况,相关公式如下

$$d_{ij} = ((x'_{i1} - \bar{x}_1^{(j)})^2 + (x'_{i2} - \bar{x}_2^{(j)})^2 + \cdots + (x'_{im} - \bar{x}_m^{(j)})^2)^{1/2}$$
$$k_i = t_i n_j / \sum_{j=1}^{n_j} t_{ij}$$
$$t_i = t_{\text{cycle}} \sum_{j=1}^{n_j} t_{ij} / t_{\text{all}}$$

(3)

式中: t_i 为第 i 类片段在工况合成中所占的时间; t_{ij} 为第 i 类第 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} 为工况合成所需时间; k_i 为第 i 类片段在拟合工况中所占的片段个数。为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更好地复现和跟随工况,可通过移动平均滤波器将拟合的各类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。平滑处理后的各类工况如图 5 所示。滤波器定义如下

$$v_{\text{smo}}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} v(N-i)$$

(4)

式中: $v_{\text{smo}}(t)$ 为第 N 次采样值经滤波后的速度输出; $v(N-i)$ 为第 $N-i$ 次速度采样; N 为递推平均的项数。

表 3 整车主要参数

参数	数值	参数	数值
整车整备质量/kg	12 500	空气阻力系数	0.55
满载质量/kg	18 000	滚动阻力系数	0.018
车长/m	11.9	发动机功率/kW	147
车宽/m	2.55	ISG 功率/kW	80
车高/m	3.15	主电机功率/kW	144
车轮静态半径/mm	452	主减速器速比	6.17
迎风面积/m²	6.6		

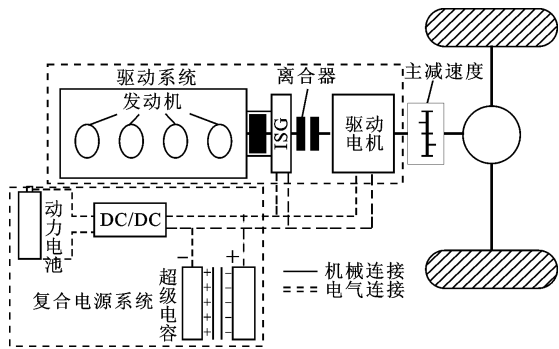


图 6 单轴混联系统结构简图

的整车模型,在分别加载行驶 180 km 下的综合工况及试验工况建立了联合仿真试验,整车加载的两条工况如图 7 所示,100 km 下油耗 F_{fue} 、电耗 F_{ele} 和综合油耗 F_0 的仿真结果见表 4。表 4 结果证实了,拟合出的行驶工况能够代表该城市 PHEB 的行驶情况。

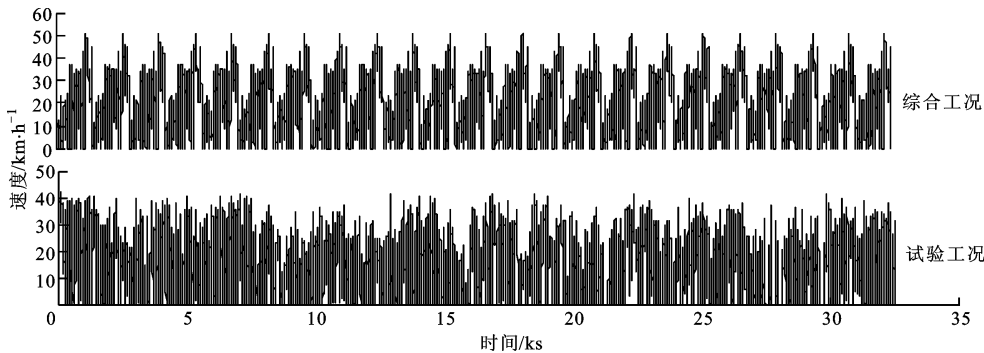


图 7 定参数整车控制策略加载的两条工况

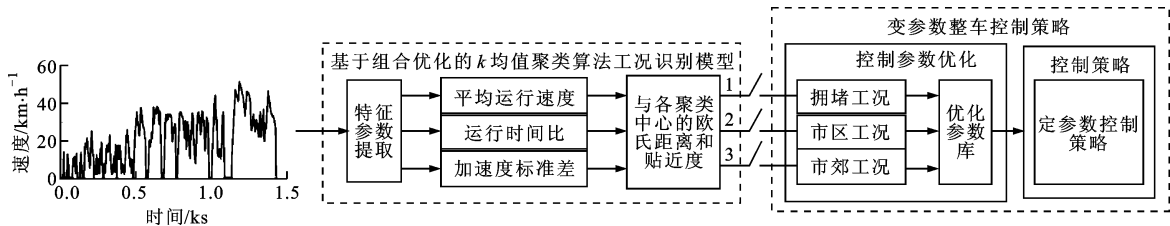


图 8 基于变参数的整车控制策略

2.1 基于定参数的整车控制策略优化

本文在 AVL-Cruise 整车仿真平台中构建了整车动力学模型,并在 Matlab/Simulink 中构建了定参数整车控制策略作为待优化策略。为充分利用电网的电,将基本的运行模式分为纯电驱动模式(PED)、混合驱动电量消耗模式(HDCD)和混合驱动电量维持模式(HDCS)^[15]。车辆工作过程中转矩分配方式见表 5。

行驶里程会影响 PHEB 整车控制策略中关键参数的优化结果^[16-17]。根据需求,本文选择日平均行驶 180 km、利用组合优化算法对整车控制策略关键参数进行了优化,由拥堵、市区及市郊工况的优化

表 4 PHEB 在两条线路上运行 100 km 的仿真结果

工况	F_{fue}/L	$F_{\text{ele}}/\text{kW} \cdot \text{h}$	F_0/L	相对误差/%
综合	25.02	2.68	25.9	0.5
试验	25.4	1.14	25.78	

2 PHEB 的变参数控制策略

PHEB 的实际行驶工况具有随机性,因此提出基于工况影响的变参数整车控制策略,即在定参数控制策略的基础上增加工况识别模型,根据车辆在某一地区过去的一段时间内真实车速与时间的关系,提取表征工况的特征参数识别当前的工况类别,并调用当前该类工况的最优控制参数,实现整车需求功率的合理分配。基于变参数的整车控制策略如图 8 所示。

参数构建出参数库,并嵌入到定参数整车控制策略中,以实现各工况下的控制参数的自动调用。综合性性能优化的数学模型如下

$$\left. \begin{aligned} \min F_0(x) &= F_{\text{fue}} + F_{\text{ele}}/3.02 \\ \text{s. t. } g_j(x) &\geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, m \\ x_i^l &\leq x_i \leq x_i^h, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: $F_0(x)$ 为优化的目标函数; F_{fue} 车辆的 100 km 油耗; F_{ele} 为 100 km 电耗。相应的优化变量、约束条件见表 6,Isight 平台优化流程如图 9 所示。

4 种工况下整车控制策略参数寻优过程如图 10 所示。由图 10 可知,寻优过程具有明显的方向性且收敛速度快,4 种工况分别循环迭代到 291、360、395

表 5 整车转矩分配方式

运行模式	工作条件		工作状态	转矩分配
PED $\xi_{SOC}^{bat} > \xi_{SOC}^{HDCD-in}$			纯电动模式	$T_{req} = T_m$
HDCD $\xi_{SOC}^{HDCD-in} > \xi_{SOC}^{bat} > \xi_{SOC}^{HDCS}$	$S_{clu} = 0$	$n_{speed} < n_m$ $T_{req} \leq T_{emin}$	纯电动模式	$T_{req} = T_m$
			行车充电模式	$T_{req} = T_{ISG} + T_{emin}$
	$S_{clu} = 1$	$T_{emin} \leq T_{req} \leq T_{emax}$ & $\xi_{SOC}^{bat} > 0.65$ $T_{req} \geq T_{emax}$	并联 发动机单独驱动 混合驱动模式	$T_{req} = T_e$ $T_{req} = T_m + T_{emax}$
HDCS $\xi_{SOC}^{bat} < \xi_{SOC}^{HDCS}$	$S_{clu} = 0$	$n_{speed} < n_m$ & $\xi_{SOC}^{sup} \geq 0.65$ $\xi_{SOC}^{sup} < 0.65$	串联 纯电动模式 行车充电模式	$T_{req} = T_m$ $T_{req} = T_m, T_{ISG} = T_{emin}$
		$T_{emin} \leq T_{req} \leq T_{emax}$ & $\xi_{SOC}^{sup} \leq 0.65$	行车充电模式	$T_{req} = T_{emax} + T_{ISG}$
	$S_{clu} = 1$	$T_{emin} \leq T_{req} \leq T_{emax}$ & $\xi_{SOC}^{sup} > 0.65$ $T_{req} \geq T_{emax}$	并联 发动机单独驱动模式 混合驱动模式	$T_{req} = T_e$ $T_{req} = T_m + T_{emax}$

注： ξ_{SOC} 为动力电池的荷电状态； $\xi_{SOC}^{HDCD-in}$ 为进入 HDCD 模式的动力电池的荷电状态限值； ξ_{SOC}^{HDCS} 为进入 HDCS 模式的动力电池的荷电状态限值； ξ_{SOC}^{sup} 为超级电容的荷电状态； S_{clu} 为离合器的状态(0 代表离合器断开,1 代表离合器接合)； n_{speed} 为当前时刻电动机的转速； n_m 为离合器接合时的转速限值； T_{req} 为车辆当前时刻的需求转矩； T_{emin} 为发动机当前转速下输出的最小转矩； T_{emax} 为发动机当前转速下输出的最大转矩； T_{ISG} 为 ISG 在当前转速下输出的转矩； T_m 为电动机在当前转速下的输出转矩。

表 6 优化参数及条件

优化算法	约束条件	优化变量
组合优化算法 (MIGA+NLPQL)	0~18 km/h,加速时间≤5 s	v_{CD}
	0~50 km/h,加速时间≤20 s	v_{CS}
	15 km/h,最大爬坡度≥12%	C_{dis}
	跟踪车速差的最大绝对值	e^h
	跟踪车速差≤3 km/h	e^l

注： v_{CD} 为 CD(电量消耗)阶段离合器的接合转速； v_{CS} 为 CS(电量维持)阶段离合器的接合转速； C_{dis} 为超级电容放电系数； e^h 为发动机工作上限修正系数； e^l 为发动机工作下限修正系数。

和 370 代时得到最优解,依次选择拥堵、市区及市郊工况的最优控制参数作为工况识别时自动调用的优化参数库,而综合工况的最优控制参数嵌入到定参数控制策略中完成了对整车控制参数的标定。优化前后定参数控制策略在 4 种工况下的参数变化见表 7。

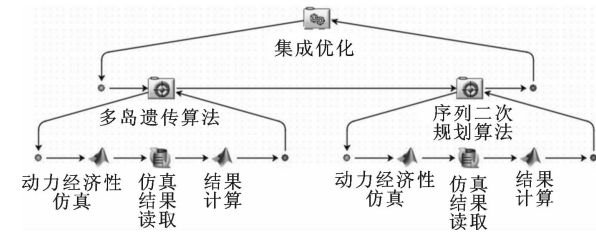


图 9 Isight 平台优化流程

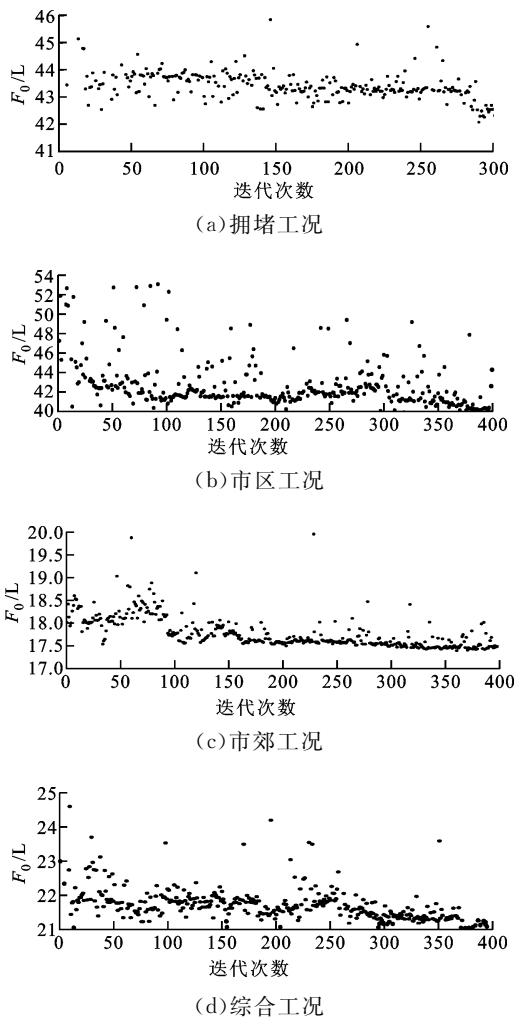


图 10 4 种工况下整车控制策略参数寻优过程

表 7 优化前后定参数控制策略在 4 种工况下的参数变化

优化参数	优化前	优化后			
		拥堵	市区	市郊	综合
$v_{CD}/r \cdot \min^{-1}$	680	718	661.9	698	650
$v_{CS}/r \cdot \min^{-1}$	610	650	608	690	609
C_{dis}	0.55	0.84	0.69	1.44	1.71
e^h	0.98	0.88	0.99	0.945	0.53
e^l	1.29	0.82	0.94	1.126	1.17

2.2 工况识别模型

识别周期对工况识别的准确性有很大影响,周期短,识别的效果差、不稳定,而周期长,识别的实时性不好。本文结合所有片段样本的平均长度及实时处理能力选取 118 s 作为识别周期且识别结果实时更新^[18]。对于识别工况,提取出了平均运行速度 $\bar{v}$ 、运行时间比 R_{trip} 和加速度标准差 a_{std} 这 3 个特征参数,相应的

$$\bar{v} = \frac{\sum_{k=1}^{t_{trip}} v(k)}{t_{trip}} \tag{6}$$

$$R_{trip} = \frac{t_{trip}}{t_{trip} + t_{idle}} \tag{7}$$

$$a_{std} = \left(\frac{\sum_{k=1}^{t_{trip}+t_{idle}} [a(k) - \bar{a}]^2}{t_{trip} + t_{idle}} \right)^{1/2} \tag{8}$$

式中: $v(k)$ 为一个采样步长对应的速度; k 为一个片段的运行采样步数; t_{trip} 为车辆在一个片段中运行的时间; t_{idle} 为车辆在一个片段中的怠速时间; $a(k)$ 为从 $k-1$ 到 k 时刻的瞬时加速度; $\bar{a}$ 为一个片段的平

均加速度。

将待识别的工况片段特征值进行标准化后与拥堵、市区及市郊工况聚类中心的欧氏距离进行比较,并将与当前工况欧氏距离最小作为当前待识别工况类型。聚类算法的欧氏距离公式如下

$$d_{ij} = ((x'_{i1} - \bar{x}_1^{(j)})^2 + (x'_{i2} - \bar{x}_2^{(j)})^2 + \cdots + (x'_{im} - \bar{x}_m^{(j)})^2)^{1/2} \tag{9}$$

若存在多类最小欧氏距离相等而无法判断时,则引入贴近度准则,并将待识别工况片段的特征参数与三类聚类中心贴近度最大的一类作为当前工况类型。贴近度准则为

$$\partial_0(\overline{A_i}, \overline{B_m}) = \frac{1}{2}[\overline{A_i} \circ \overline{B_m} + (1 - \overline{A_i} \otimes \overline{B_m})] \tag{10}$$

式中: A_i 为片段库中任意样本片段的特征参数; B_m 为待识别对象,此处为聚类算法的聚类中心。 $\partial_0(\overline{A_i}, \overline{B_m})$ 中的最大值对应的 m 为该片段所属的工况类别。

3 离线仿真分析及 RCP 测试

3.1 离线仿真分析

选取综合工况优化的定参数整车控制策略及为拥堵、市区及市郊工况优化而制定的工况识别变参数整车控制策略,利用 Matlab 中的 Interface 接口集成 AVL-Cruise 来加载实车采集的试验工况进行联合仿真,其中试验工况及变参数控制策略工况识别结果如图 11 所示,PHEB 在不同控制策略下电池的荷电状态(SOC, ξ_{soc})和超级电容的 SOC 变化如图 12 所示。

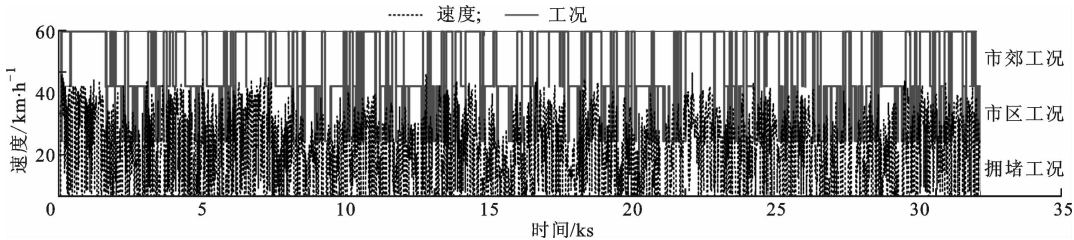


图 11 试验工况及变参数控制策略的识别结果

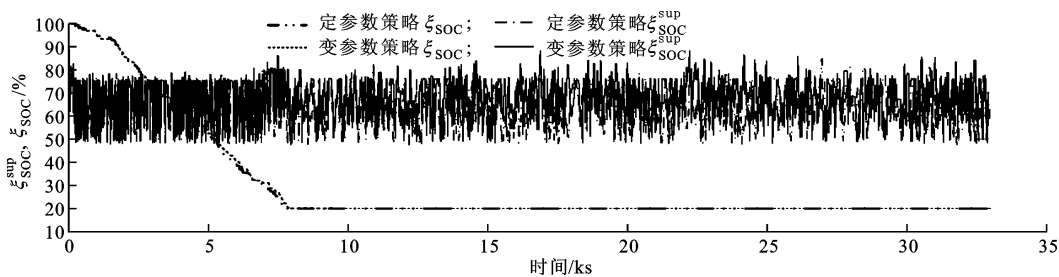


图 12 PHEB 在不同控制策略下电池和超级电容的荷电状态变化

由图 11 得知,利用当前工况的特征要素与三类工况片段聚类中心的欧氏距离进行判别,可以准确识别并加以区分拥堵、市区及市郊工况,且三者中均含有彼此的成分。PHEB 冷启动后,在识别出工况类型之前控制策略将自动调用综合工况的最优控制参数。由图 12 看出,整车在试验工况上运行时基于

变参数控制策略的电池 SOC 下降更加缓慢,但超级电容 SOC 波动较大。这样,超级电容作为功率型电源实现了大电流充、放电,使发动机和主电机功率分配更加合理,同时实现了制动能量回收的最大化,从而减少了发动机不必要的介入次数。PHEB 选用 2 种整车控制策略对应的功率分配如图 13 所示。

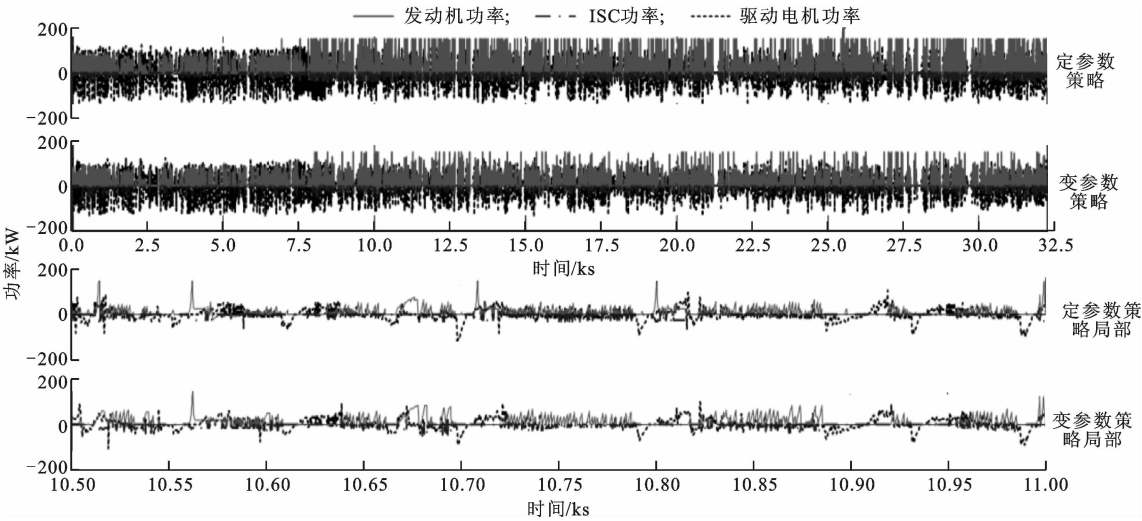


图 13 整车在试验工况运行的功率分配

由图 13 可知,在由综合工况优化制定的定参数控制策略下,发动机存在频繁启动的现象且发动机转矩波动更大,而由拥堵、市区及市郊工况优化制定的变参数控制策略下,发动机工作时间明显减少,且充分利用了电能使功率得到合理分配。PHEB 在试验工况上运行 180 km 的离线仿真结果见表 8。

表 8 PHEB 在试验工况运行的仿真结果

策略	F_{fue}/L	$F_{ele}/kW \cdot h$	F_0/L	节油率/%
变参数	22.67	0.12	22.79	5.12
定参数	24.4	-1.14	24.02	

3.2 RCP 测试验证

为验证控制策略的可行性,本文引入“虚拟控制器+真实驾驶员+虚拟被控对象”的半实物仿真平台进行试验。该平台硬件系统主要由 dSPACE 实时仿真系统、CANoe 及驾驶员模拟装置组成,软件系统主要包括 Matlab、AVL-Cruise 及 dSPACE 自

带的实时监控软件 ControlDesk。采用实时性强、可靠性高的 dSPACE 实时系统充当控制算法和逻辑代码的硬件运行环境,通过丰富的 I/O 接口 (RTI) 连接控制对象 (RTW)。RTI 与 RTW 协作自动将快速控制原型转化为可执行的 C 代码,经过编译并下载到 dSPACE 实时处理器 DS1401 中负责控制算法的实时计算。试验通过两路模数转换通道引入了真实驾驶员的油门踏板和制动踏板信号,其中一路控制器局域网 (CAN) 通道实现整车控制策略关键参数与整车模型的通信。CANoe 作为 CAN 通信控制器,可真实模拟实车数据间的信号传输,同时驾驶员跟随目标车速踩下油门和制动踏板,使仿真试验更接近于实车试验。最小仿真步长、时间同步精度及物理接口设备的延时会对平台的实时性产生影响^[19-20],因此采用单次运行所用最长时间对实时性进行评价,测试方案如图 14 所示。

通过仿真测试得知,引入基于 RCP 测试的半实

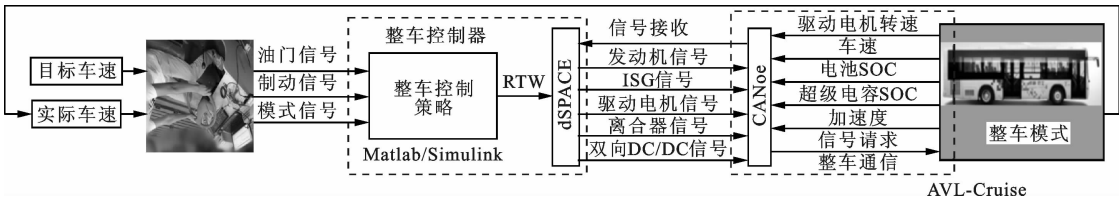


图 14 基于 RCP 的半实物仿真试验方案

物仿真平台单次运行时间及地面试验运行时间均为 1 429 s,证实了该 RCP 测试的实时性及有效性。整车在 2 种控制策略下加载拟合的综合工况后半实物仿真的转矩分配如图 15 所示。由图 15 可知:整车

在定参数控制策略下的发动机启动参与系统工作的时间、频次更高,进而造成油耗升高;基于变参数控制策略,950~960 s、1 000~1 015 s 时发动机的模式切换频次明显减少。RCP 测试仿真结果见表 9。

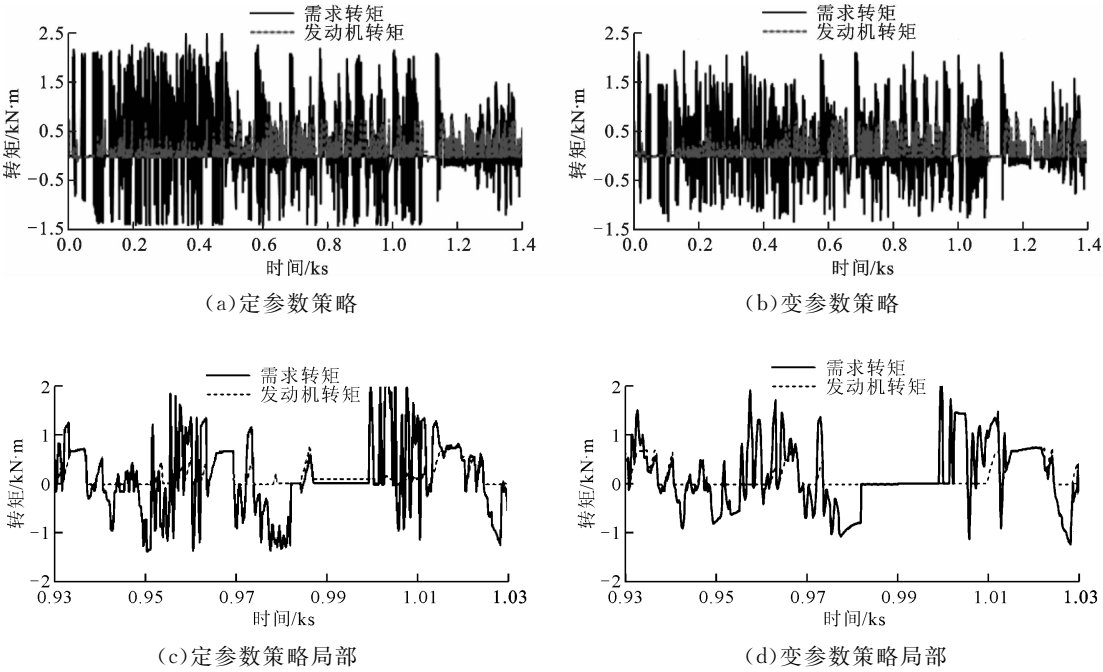


图 15 需求转矩和发动机转矩时间历程

表 9 RCP 测试仿真结果

工况	策略	F_{fuel}/L	$F_{\text{ele}}/\text{kW}\cdot\text{h}$	F_0/L	节油率/%
综合	变参数	25.54	1.56	26.05	4.9
	定参数	27.16	0.70	27.39	

4 结 论

(1)根据公交线路强度原理选取某城市有代表性的 20 条公交线路,利用由短行程分析法结合因子分析以及组合优化算法优化后的 k 均值聚类算法,拟合出了代表 PHEB 的 4 种典型行驶工况。

(2)选取试验工况与综合工况对比了仿真综合油耗,其相对误差仅为 0.5%。选用 Isight 优化平台分别优化各类工况下的整车控制参数,并以当前工况的特征要素与各类片段聚类中心的欧氏距离作为工况判别,从而实现了最优控制参数的自动调用,建立了基于工况影响的变参数控制策略。

(3)基于工况影响的变参数控制策略的离线仿真综合油耗较定参数控制策略下降了 5.12%,证明了控制策略变参数是有效的;相较定参数控制策略,引入 RCP 测试的变参数控制策略的整车节油率为 4.9%,从而验证了该控制策略是可行的,这为下一

步硬件的环试验和道路试验打下了基础。

参考文献:

[1] NESAMANI K S, SUBRAMANIAN K P. Development of a driving cycle for intra city buses in Chennai, India [J]. Atmospheric Environment, 2011 (45): 5469-5476.

[2] ASHTARI A, BIBEAU E, SHAHIDINEJED S. Using large driving record samples and a stochastic approach for real-world driving cycle construction: Winnipeg driving cycle [J]. Transportation Science, 2014, 48(2): 170-183.

[3] HO S H, WONG Y D. Developing Singapore driving cycle for passenger cars to estimate fuel consumption and vehicular emissions [J]. Atmospheric Environment, 2014(97): 353-362.

[4] 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 Datong, ZHAN Sen, QI Zhenggang, et al. Driving cycle construction using K -means clustering method [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2016, 46(2): 383-389.

[5] FOTOUHI A, MONTAZERI-GH M. Tehran driving

- cycle development using the k -means clustering method [J]. *Scientia Iranica*, 2013, 20(2): 286-293.
- [6] 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 Xiaojuan, WANG Jian. Construction and re-search of heavy-coach's driving cycle in Beijing city [J]. *Journal of Environmental Engineering Technology*, 2015, 5(6): 455-463.
- [7] 田毅, 张欣, 张昕, 等. 计及行驶工况影响的混合动力汽车控制策略 [J]. *汽车工程*, 2010, 32(8): 659-664.
TIAN Yi, ZHANG Xin, ZHANG Xin, et al. Hybrid electric vehicle control strategy with consideration of the effects of driving cycle [J]. *Automotive Engineering*, 2010, 32(8): 659-664.
- [8] 高建平, 赵金宝, 孙中博, 等. 基于工况识别的插电式混合动力公交车控制策略 [J]. *科学技术与工程*, 2016, 21(7): 99-105.
GAO Jianping, ZHAO Jinbao, SUN Zhongbo, et al. Control strategy of plug-in hybrid bus based on working condition recognition [J]. *Science Technology and Engineering*, 2016, 21(7): 99-105.
- [9] CHEN Zeyu, XIONG Rui, CAO Jiayi. Particle swarm optimization-based optimal power management of plug-in hybrid electric vehicles considering uncertain driving conditions [J]. *Energies*, 2016(96): 197-208.
- [10] 田毅, 张欣, 张良, 等. 神经网络工况识别的混合动力电动汽车模糊控制策略 [J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(3): 363-369.
TIAN Yi, ZHANG Xin, ZHANG Liang, et al. Fuzzy control strategy for hybrid electric vehicle based on neural network identification of driving conditions [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(3): 363-369.
- [11] 赵春阳. 基于行驶工况辨识的混合动力客车控制策略研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2015: 40-60.
- [12] WANG J, WANG Q N, ZENG X H. Driving cycle recognition neural network algorithm based on the sliding time window for hybrid electric vehicles [J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2015, 16(4): 685-695.
- [13] 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 Datong, ZENG Yuping. 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.
- [14] 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: 1-14.
- [15] WANG Ximing, HE Hongwen, SUN Fengchun. Comparative study on different energy management strategies for plug-in hybrid electric vehicles [J]. *Energies*, 2013, 6(11): 5656-5675.
- [16] 侯聪. 基于出行特征的插电式混合动力汽车能耗评价与优化 [D]. 北京: 清华大学, 2014: 95-143.
- [17] SERRAO L, ONORI S, RIZZONI G. A comparative analysis of energy management strategies for hybrid electric vehicles [J]. *American Society of Mechanical Engineers*, 2011, 133: 1-9.
- [18] HE Hongwen, SUN Chao, ZHANG Xiaowei. A method for identification of driving patterns in hybrid electric vehicles based on a LVQ neural network [J]. *Energies*, 2012, 5(12): 3363-3380.
- [19] 丁荣军, 桂卫华, 陈高华. 电力机车交流传动系统的半实物实时仿真 [J]. *中国铁道科学*, 2008, 29(4): 96-102.
DING Rongjun, GUI Weihua, CHEN Gaohua. HIL real-time simulation of electric locomotive AC drive system [J]. *China Railway Science*, 2008, 29(4): 96-102.
- [20] 邓红德, 鲍鑫, 吴佳楠. 小型无人机飞控系统半实物仿真平台实时研究 [J]. *测控技术*, 2010, 31(1): 121-127.
DENG Hongde, BAO Xin, WU Jianan. Research on real-time of the hardware-in-the-loop simulation of a small UAV flight control system [J]. *Measurement & Control Technology*, 2010, 31(1): 121-127.

(编辑 苗凌)