

DOI:10.11992/tis.201603052

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20170228.1430.006.html>

电动汽车排放的改进差分进化算法

卜凡靖, 王耀南

(湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410000)

摘要:文章针对增程式电动汽车增程器燃油经济性和CO、HC排放问题进行优化。首先,将问题利用归一化和加权平均的方法转化为单一目标问题,以增程器外特性、功率区间需求和其他特性参数作为约束条件,利用MATLAB软件基于map图进行建模和仿真,使用改进的差分进化算法予以实现。最后,在AVL Puma Open台架实验平台上对HWFET工况下的增程器燃油经济性和CO、HC排放运用文章所提出的策略进行实验验证。实验结果表明,以增程器的燃油经济性和CO、HC排放为目标,可以实时精确地控制发动机转速、发电机转矩,有效实现降低整车油耗和排放。

关键词:增程器;CO、HC排放;燃油经济性;改进差分进化算法

中图分类号: TP18;U469.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2017)01-0110-07

中文引用格式: 卜凡靖,王耀南. 电动汽车排放的改进差分进化算法[J]. 智能系统学报, 2017, 12(1): 110-116.

英文引用格式: BU Fanjing, WANG Yaonan. Study of electric vehicle emissions by applying modified differential evolution algorithm[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(1): 110-116.

Study of electric vehicle emissions by applying modified differential evolution algorithm

BU Fanjing, WANG Yaonan

(School of Electrical and Information Engineering, Hu'nan University, Changsha 410000, China)

Abstract: This paper studies the fuel economy of carbon monoxide (CO) and the problems associated with it and the hydrocarbons (HC) emissions of range extender electric vehicles. The problem was firstly converted to simple target by normalization and weighted average. Modeling and simulation of the fuel economy and CO and HC emissions of a range extender were based on a map and conducted using MATLAB and GUI and the motor's external characteristics, actual power demand, and other parameters were used as constraints. The modified differential evolution algorithm was then employed to realize the problem. Finally, experimental verification of fuel economy and CO and HC emissions were conducted using the proposed approach and performed using the AVL Puma Open bench under HWFET driving cycles. The experiment results show that an approach aimed at fuel economy and optimizing CO and HC emissions involves controlling the engine speed and generator torque to optimize the fuel consumption rate in real-time and effectively enhances vehicle fuel economy and reduces CO and HC emissions.

Keywords: range extender; CO, HC emission; fuel consumption rate; differential evolution algorithm

能源短缺与大气污染已经成为影响人类生存重大问题,与之密切相关的交通运输工具迫切需要转型。增程式电动汽车同时具备蓄电池和增程器(APU)两个能量源,当蓄电池消耗至一定限度时,

增程器额外提供汽车所需的能量,以此达到延长续航里程的目的,其具有燃油经济性高和污染排放小的优势^[1-6]。

为实现燃油经济性高和污染排放小的目标,文献[7]通过一种基于浮点数编码遗传算法的混合动力汽车控制策略参数优化新方法,缩短了控制器的实车标定时间。为减少增程器的运行时间并降低燃油消耗和减少排放,文献[8]对增程器开/关机时

收稿日期:2016-03-24. 网络出版日期:2017-02-28.

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“863”计划)基金项目(2012AA111004); 国家自然科学基金项目(61104088).

通信作者: 卜凡靖. E-mail: bb1216524048@163.com

刻进行了仿真优化研究。为实现系统循环损失能量最小的目标,文献[9]采用了带精英策略的非支配遗传基因算法的外部优化程序,完成了对增程式电动汽车控制策略参数的优化。文献[10]则通过一种遗传算法对柴油机的排放进行了全局优化。上述文章,分别通过不同方法研究了遗传算法等智能算法优化参数或者控制策略,在不同程度上提高了整车燃油经济性或降低了排放,但是均未考虑整车实时功率 P 的需求,作者为提高算法效率,使用改进差分进化算法对燃油和排放进行优化。本文以增程式电动汽车动力系统结构为基础,同时考虑整车实时功率需求 P 以及增程器的外特性曲线,采用改进差分进化算法对整车燃油经济性及 CO、HC 排放进行建模、仿真和测试。

本文在增程器外特性曲线和实时的功率需求约束下,以燃油经济性和 CO、HC 排放最优为目标,建立了增程器功率区间优化的模型,并运用改进差分进化算法(MDE)寻找兼顾燃油经济性和排放的最优点并绘制出工作曲线,获得发电机的目标转矩 T 以及发动机的目标转速 n ,以实现增程器的优化运行。最后,通过台架实验平台验证了本文所提出的优化方法能提高燃油经济性和降低 CO、HC 的排放,控制增程器运行在最优工作点,实现节能减排。

1 基于综合消耗优化的增程器模型

1.1 APU 优化目标的建立

增程式电动汽车的增程器可以工作在最优区域,得益于增程器与驱动系统之间不存在机械耦合的结构特点。增程器运行时产生的电能提供给驱动电机来满足正常的行驶工况,而行驶工况不会干扰到增程器的工作状态,所以增程式电动汽车增程器的运行可以根据燃油经济性和 CO、HC 的排放最低要求被优化^[11-14]。

增程式电动汽车动力系统结构如图 1 所示。

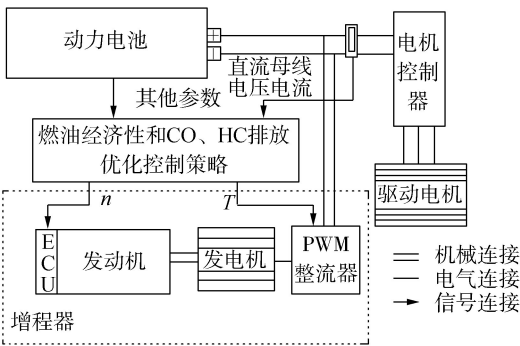


图 1 增程式电动汽车动力系统结构示意图
Fig.1 Structure of the REEV power train

增程器燃油经济性 map 图和 CO、HC 排放 map 图的建立都来自于实际工程测量,分别将增程器的转速工作范围 $[n_{\min}, n_{\max}]$ 等分为 30 份,转矩工作范

围 $[T_{\min}, T_{\max}]$ 等分为 10 份,以此得到增程器的一组工作点 (n, t) 其中 n 表示转速,单位为 $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$, t 表示转矩,单位为 $\text{N} \cdot \text{m}$ 。在其增程器平稳运行后,每个工作点上分别进行燃油经济性和气体排放的数据采样,每次采样时间为 1 min,间隔时间为 1 min,采样 3 次后将所得数据取平均值作为模型所需的一个数据样本。

从图 2~4 可以看出,增程器燃油经济性最优区域和 CO、HC 排放的最优区域分布在增程器不同的运行区域内,如果增程器运行在燃油经济性最优区域内时,它的 CO、HC 排放结果可能不理想,所以燃油经济性和 CO、HC 排放的折中处理是符合节能减排目标的有效方法,本文采用归一化加权平均处理的办法建立起代表综合消耗的目标函数 J 。

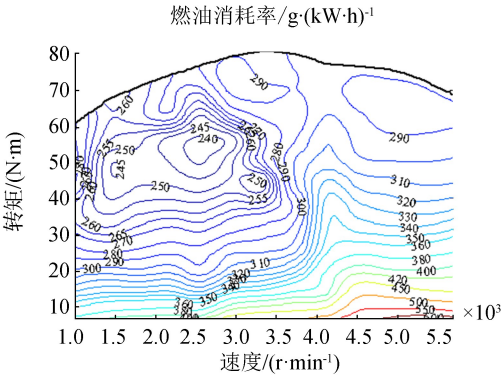


图 2 增程器燃油经济性 map 图
Fig.2 Fuel economy map of APU

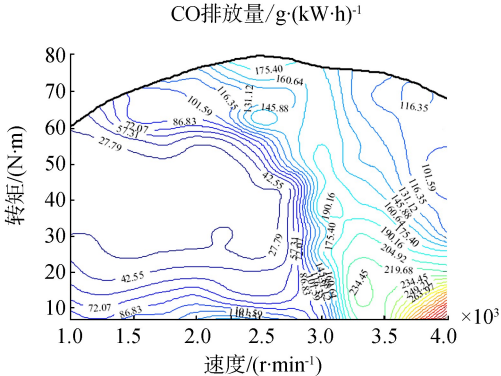


图 3 增程器 CO 排放 map 图
Fig.3 CO emissions map of APU

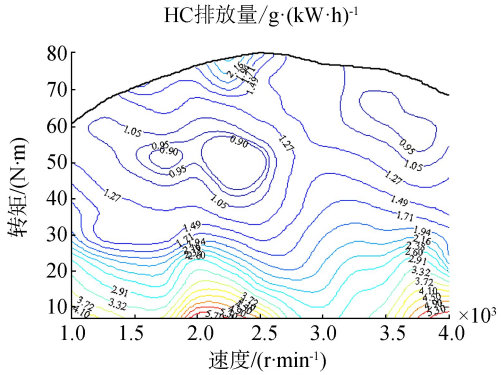


图 4 增程器 HC 排放 map 图
Fig.4 HC emissions map of APU

$$J = \min \left\{ \omega_1 \left[\frac{\eta(x_n, x_t) - \min(\eta(x_n, x_t))}{\max(\eta(x_n, x_t)) - \min(\eta(x_n, x_t))} \right] + \right. \\ \left. \omega_2 \left[\frac{\varepsilon_1(x_n, x_t) - \min(\varepsilon_1(x_n, x_t))}{\max(\varepsilon_1(x_n, x_t)) - \min(\varepsilon_1(x_n, x_t))} \right] + \right. \\ \left. \omega_3 \left[\frac{\varepsilon_2(x_n, x_t) - \min(\varepsilon_2(x_n, x_t))}{\max(\varepsilon_2(x_n, x_t)) - \min(\varepsilon_2(x_n, x_t))} \right] \right\} \quad (1)$$

式中: ω_i 为权重系数, $i=1, 2, 3$, 分别代表油耗率、CO、HC 的权重值; $\eta(x_n, x_t)$ 为转速 x_n , 转矩 x_t 对应的增程器工作点下的燃油经济性; $\varepsilon_1(x_n, x_t)$ 为此时工作点下的 CO 排放量, $\varepsilon_2(x_n, x_t)$ 为此时工作点下的 HC 排放量。

1.2 APU 优化模型的建立

APU 优化模型的输入为功率需求, 约束条件为发动机的外特性曲线、发电机的外特性曲线, 输出为增程器的转速与转矩^[15-16]。在给定功率上下限时以综合消耗最优为目标, 能够使得综合消耗最低的转矩即为对应此时转速的最优转矩。由功率上下限决定的区域 $S_m = [P_{\text{lowm}}, P_{\text{highm}}]$, 当 $m=1$ 时, 表示寻找全局最优值, m 为功率区间被划分的个数。

约束条件描述如下:

$$f(P, n) = \frac{30 \cdot P}{\pi n} \quad (2)$$

式中: $f(P, n)$ 是功率 P 与转速 n 决定的转矩值。

$$e_{\text{tmax}}(n) = \min(m(n), g(n)) \quad (3)$$

$$n_{\text{pl}} = (e_{\text{tmax}}(n) \cap f(P_{\text{lowm}}, n))_x \quad (4)$$

$$n_{\text{ph}} = (t_{\text{min}} \cap f(P_{\text{highm}}, n))_x \quad (5)$$

式中: $e_{\text{tmax}}(n)$ 为增程器的外特性曲线; $m(n)$ 为发电机的外特性曲线; $g(n)$ 为发动机的外特性曲线; n_{pl} 为增程器外特性曲线和功率区间下限的交点; n_{ph} 为增程器转矩的最小值和功率区间上限的交点; t_{min} 表示增程器转矩的最小值; $(e_{\text{tmax}}(n) \cap f(P_{\text{lowm}}, n))_x$ 表示曲线 $e_{\text{tmax}}(n)$ 与曲线 $f(P_{\text{lowm}}, n)$ 交点的横坐标。

$$\begin{cases} n \geq \max(n_{\text{min}}, n_{\text{pl}}) \\ n \leq \min(n_{\text{max}}, n_{\text{ph}}) \\ t \geq \max(t_{\text{min}}, f(P_{\text{lowm}}, n)) \\ t \leq \min(e_{\text{tmax}}(n), f(P_{\text{highm}}, n)) \end{cases} \quad (6)$$

式中: n_{min} 和 n_{max} 分别是 APU 工作的最小、最大速度。

2 基于改进差分进化(MDE)算法的 APU 综合消耗优化

2.1 基本 DE 算法

首先定义搜索区域 $A \subset \mathbf{R}^n$, DE 算法利用 NP 维

向量 $\mathbf{X}_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, x_{i3}^t, \dots, x_{in}^t)$, ($i=1, 2, \dots, \text{NP}; n=1, 2, \dots, D$) 作为算法的父代种群, NP 是种群规模, D 是决策变量个数, t 是第 t 代种群。

变异向量 $\mathbf{V}_i^{t+1} = (v_{i1}^{t+1}, v_{i2}^{t+1}, \dots, v_{in}^{t+1})$ 由式(7)决定:

$$\mathbf{V}_i^{t+1} = \mathbf{X}_{r_1}^t + F \cdot (\mathbf{X}_{r_2}^t - \mathbf{X}_{r_3}^t) \quad (7)$$

式中: $F=(0, 2]$; r_1, r_2, r_3 是从 NP 个个体中随机选取的 3 个个体。

实验变量 $\mathbf{U}_i^{t+1} = (u_{i1}^{t+1}, \dots, u_{in}^{t+1})$ 由式(8)决定:

$$u_{ij}^{t+1} = \begin{cases} v_{ij}^{t+1}, & \text{rand}(j) \leq CR \text{ or } j = \text{randn}(i) \\ x_{ij}^t, & \text{rand}(j) > CR \text{ or } j \neq \text{randn}(i) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $j=1, 2, \dots, n$ 。CR 作为交叉概率因子, 是根据优化问题的不同事先确定的 $[0, 1]$ 之间的常数。randn(i) $\in (1, 2, \dots, n)$ 是为了保证 \mathbf{U}_i^{t+1} 至少有一个元素来自于 \mathbf{V}_i^{t+1} 。

最后, 算法进入选择操作步骤, 得到了子代种群。

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{U}_i^{t+1}, & f(\mathbf{U}_i^{t+1}) < f(\mathbf{X}_i^t) \\ \mathbf{X}_i^t, & f(\mathbf{U}_i^{t+1}) \geq f(\mathbf{X}_i^t) \end{cases} \quad (9)$$

2.2 改进 DE 算法

差分进化算法是一种基于种群的优化算法, 它通过交叉算子 CR 来保持种群的多样性。如式(8)所示, v_{ij}^{t+1} 提供的信息随着 CR 的增大而增多。特别是, 当 $\text{CR}=1$ 时, 表示 $u_{ij}^{t+1} = v_{ij}^{t+1}$, 此时, 子代的个体全部由变异个体提供, 这样既有利于提高局部搜索能力, 同时也加快了收敛速度。反之, 随着 CR 的减小, x_{ij}^t 提供的信息越来越多, 当 $\text{CR}=0$ 时, $u_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t$, 子代的某个个体全部由父代个体提供, 这样有利于提高全局搜索能力和保持种群的多样性。所以, 快速收敛性与种群多样性这两种特性不可兼得^[17-19]。

在求取综合消耗最优解的问题中, 在不同的时期使得某一种特性保持上风, 可实现算法整体的优越性能。在最初搜索时, 算法应当偏向于全局搜索, 以此来保持种群的多样性, 实现整个搜索区域的寻优。而在最后的搜索过程中, 算法应该偏向于局部搜索, 并加快收敛速度。并且在搜索前期希望交叉算子的增长缓慢, 使全局搜索的能力在 Q 代之前得以保存, Q 是分隔代, 目的是划分搜索前期和搜索后期。搜索后期希望交叉算子的增长逐渐加快, 保持整个算法在整个周期的优越性。所以, 本文采取的搜索策略是将交叉算子改为时变交叉算子, 即随迭代次数的增加而变大。设 R_{min} 为最小交叉概

率, CR_{\max} 为最大交叉概率, l 为迭代次数, 则时变交叉算子 CR 可表示为

$$CR = CR_{\min} + \frac{l^2(CR_{\max} - CR_{\min})}{NPQ} \quad (10)$$

2.3 基于改进 DE 算法的 APU 综合消耗优化过程参数说明如下。

NP: 种群个数。

N_{var} : 决策变量个数。

t_{\max} : 迭代次数。

F : 缩放因子。

CR_{\min} : 最小交叉概率因子。

CR_{\max} : 最大交叉概率因子。

Q : 分隔代。

具体的算法步骤如下:

1) 初始化: $t = 0, X[i][j] = \text{rand}, i = (1, 2, \dots, NP), j = (1, 2, \dots, N_{\text{var}})$ 。

2) 约束条件处理: 如果 $x_i^0, i = (1, 2, \dots, NP)$ 不满足约束条件, 则重新生成。

3) 初始种群适应度评估: $J(x_i^0), i = (1, 2, \dots, NP)$ 。

4) while $l < t_{\max}$ do。

5) 更新 CR 。

6) for $i = 1$ to NP do 差分变异操作。

7) 对 $1, 2, \dots, NP$ 随机排序生成 $\text{mp}[m]$ 序列, $m = (1, 2, \dots, NP)$

8) $r_1 = X[\text{mp}[1]][1], r_2 = X[\text{mp}[2]][1], r_3 = X[\text{mp}[3]][1]$ 。

9) $v_i^t = x_{r_1}^t + F \cdot (x_{r_2}^t - x_{r_3}^t)$ 。

10) 交叉操作。

11) $rs = \text{rand}(1, 2, \dots, s)$ 。

12) for $j = 1$ to s do。

13) if $\text{rand}[0, 1] \leq CR$ or $j = rs$ then。

14) $u_{ij}^t = v_{ij}^t$ 。

15) else。

16) $u_{ij}^t = x_{ij}^t$ 。

17) end if。

18) end for。

19) 约束条件处理: 如果 u_i^t 不满足约束条件, 则返回 6)。

20) 选择操作。

21) if $J(u_i^t) < J(x_i^t)$ then。

22) $x_i^t = u_i^t$ 。

23) else。

24) $x_i^{t+1} = x_i^t$ 。

25) end if。

26) end for。

27) end while。

3 APU 综合消耗优化仿真

$\omega = [0.4, 0.5, 0.1]$ 时, 设定一个优化区间, 即 $S = [P_{\text{low}}, P_{\text{high}}]$ 时的优化结果如图 5 所示, 当 $[P_{\text{low}}, P_{\text{high}}] = [5, 25]$, $CR_{\min} = 0.1, CR_{\max} = 0.6, F = 0.4, NP = 20 \cdot (P_{\text{high}} - P_{\text{low}})$ 时, 种群首先随机出现在可运行区间内。当达到最大迭代次数时迭代完成得到最优综合消耗 $J = 0.592$, 此时的工作点转速和转矩为 $(n, t) = (2491.537, 49.812)$ 。

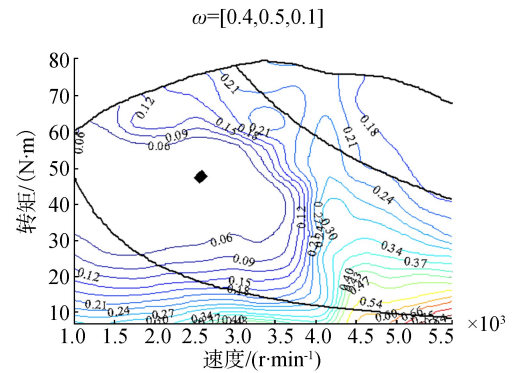


图 5 $S = [5, 25]$ 时综合消耗优化

Fig.5 Optimization of integrated consumption when $S = [5, 25]$

$\omega = [0.4, 0.5, 0.1]$ 时, 设置 $S_1 = [0.5, 8], S_2 = [8, 15], S_3 = [15, 22]$, 参数 $CR_{\min} = 0.1, CR_{\max} = 0.6, F = 0.4, NP = 20 \cdot (P_{\text{high}} - P_{\text{low}})$ 。迭代完成后, 如图 6 所示, 在最低综合消耗 $J_1 = 0.0586, J_2 = 0.0562, J_3 = 0.0597$ 附近集中了最后一次迭代产生的种群, 最优综合消耗被选取出来。

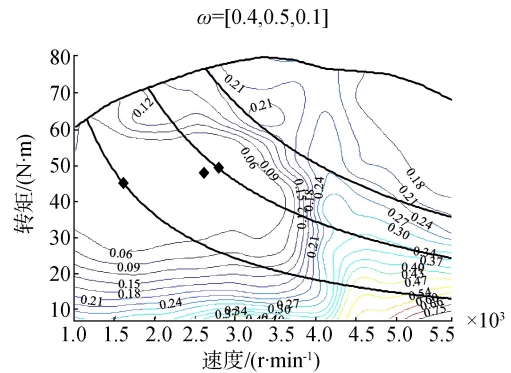


图 6 3 个功率区间下的综合消耗优化

Fig.6 Optimization of integrated consumption with three power sections

为使增程器在不同的 P 值下都能工作在最优综合消耗的工作点上, 当 $\omega = [0.8, 0.1, 0.1]$ 时, 运用

微分的思想,将功率区间缩小至 1 kW,在 0~40 kW 的 40 个功率区间内分别优化,迭代 30 次得到最优,连点成线最终得到一条最佳综合消耗曲线,如图 7 所示。在迭代 30 次时,通过基本差分进化算法得到的最佳综合消耗曲线如图 8 所示,与图 7 对比,使用基本差分进化算法更易陷入局部最优。若只考虑油耗率,则会得到一条最佳油耗率曲线,如图 9 所示。

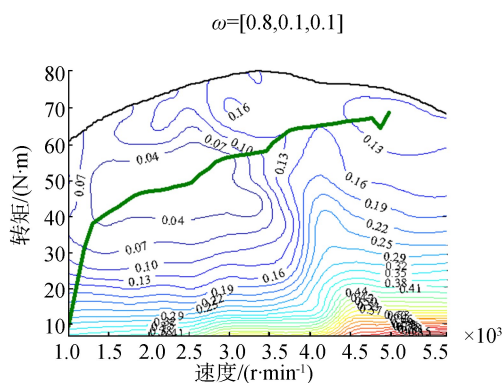


图 7 MDE 下最佳综合消耗曲线图

Fig.7 The curve of integrated consumption by MDE

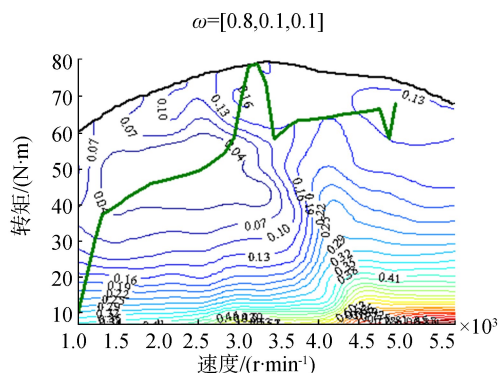


图 8 DE 下最佳综合消耗曲线图

Fig.8 The curve of integrated consumption by DE

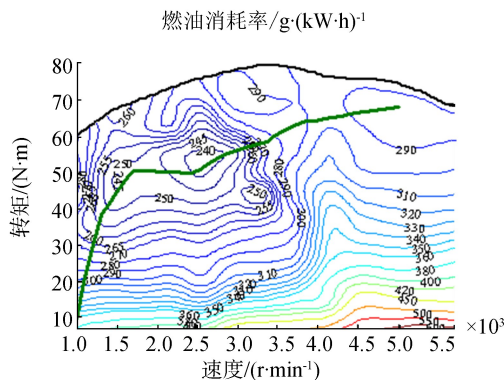


图 9 最佳燃油经济性曲线图

Fig.9 The curve of optimal APU Fuel economy

4 实验验证

4.1 实验测试平台

使用如图 10 所示的实验平台来验证本文的综合

消耗优化方法的有效性。通过道路负载模拟软件 ISAC400 得到驱动电机的转速与转矩并以此作为输入,与 AVL Puma Open 构成闭环控制模拟道路行驶工况。Aoto Box 作为快速控制原型的硬件系统,根据需求功率 $P(P=V \cdot I)$ 以及综合消耗优化策略运行,输出为增程器的 n 、 T ,发动机与发电机的运行被控制在 n 、 T 工作点上,AVL735 作为燃油流量计输出瞬时油耗,并以 AMA i60 作为发动机排放直接采样系统得到 CO、HC 的数据。

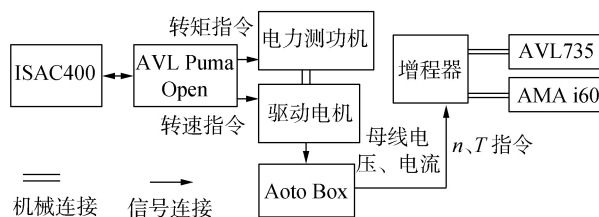


图 10 测试平台结构图

Fig.10 Schematic diagram of the testing platform

4.2 实验结果对比分析

图 11 为 High way fule economy test (HWFET) 工况下的车速/时间和功率需求曲线。根据本文的基于改进差分进化算法的综合消耗优化方法得到了图 12~14 所示的 HWFET 工况下增程器的输出功率及 CO、HC 排放的曲线,表 1 为 HWFET 工况下的各气体排放平均值,单位为 $\text{g}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 。图 12 的权重组合为 $\omega=[0.4,0.5,0.1]$,图 14 为单纯以燃油经济性为目标时的尾气排放,对比图 12 可知 CO 的排放量由 $30.571 \text{ g}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 下降为 $25.964 \text{ g}/(\text{kW} \cdot \text{h})$,而 HC 的排放量几乎不变,这是因为 CO 的权重比为 0.5,而 HC 仅为 0.1。图 13 的权重组合为 $\omega=[0.8,0.1,0.1]$,优化的重点为油耗,CO 的排放量为 $26.988 \text{ g}/(\text{kW} \cdot \text{h})$,HC 的排放量为 $1.213 \text{ g}/(\text{kW} \cdot \text{h})$,废气的排放量都有所下降。

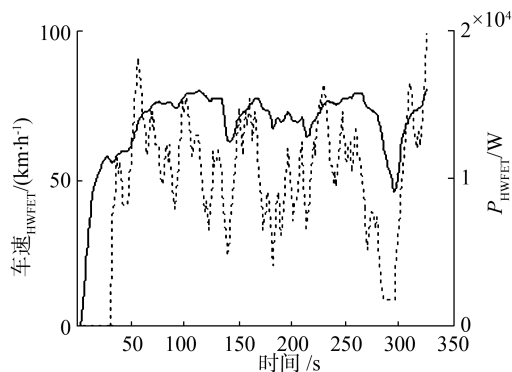


图 11 HWFET 工况下功率需求

Fig.11 Power demands of the HWFET driving cycles

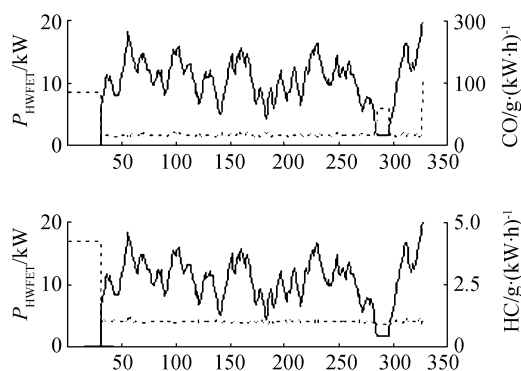
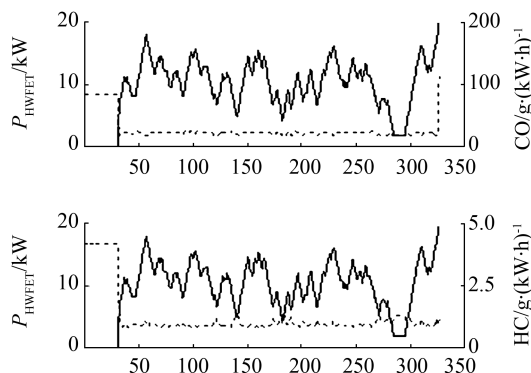
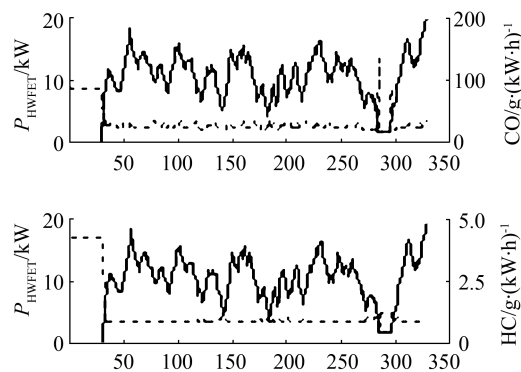
图12 $\omega=[0.4,0.5,0.1]$ 时CO、HC排放Fig.12 CO、HC emissions when $\omega=[0.4,0.5,0.1]$ 图13 $\omega=[0.8,0.1,0.1]$ 时CO、HC排放Fig.13 CO、HC emissions when $\omega=[0.8,0.1,0.1]$ 

图14 燃油经济性目标下CO、HC排放

Fig.14 CO、HC emissions based on fuel economy

表1 不同权重组合下气体排放

Table1 Gas emissions under different weightings

权重	CO/g · (kW · h) ⁻¹	HC/g · (kW · h) ⁻¹
$\omega=[0.4,0.5,0.1]$	25.964	1.277
$\omega=[0.8,0.1,0.1]$	26.988	1.263
$\omega=[1,0,0]$	30.571	1.238

5 结论

本文在增程器外特性、功率需求区间的约束下,以增程式电动汽车的动力系统特点和行驶模式

为研究基础,综合考虑燃油经济性和CO、HC的排放,提出了一种适合综合消耗优化的策略,利用改进DE算法进行实现。本文所提出的增程器综合消耗工作点优化体现在以下两个方面:

1)改进DE算法的应用,提高了寻找最优综合消耗的速度和改善了局部最优解;

2)在有效改善整车的燃油经济性的同时降低了CO、HC的排放。

参考文献:

- [1] 付百学, 胡胜海. 汽车超声波油耗测试主要影响因素[J]. 机械工程学报, 2014, 50(16): 173-179.
FU Baixue, HU Shenghai. Main influencing factors of automobile fuel consumption testing with ultrasonic technology[J]. Journal of mechanical engineering, 2014, 50(16): 173-179.
- [2] 朱敏, 高鹰, 刘扬, 等. 基于差分进化算法的测试序列优化技术[J]. 电子测量技术, 2015, 38(10): 36-40.
ZHU Min, GAO Ying, LIU Yang, et al. Optimization of testing sequence based on enhanced differential evolution algorithm[J]. Electronic measurement technology, 2015, 38(10): 36-40.
- [3] 邓淑贤. 电动汽车大容量锂电池管理系统设计[J]. 国外电子测量技术, 2013, 32(9): 34-37.
DENG Shuxian. Design of a large capacity lithium battery management system for electric vehicle [J]. Foreign electronic measurement technology, 2013, 32(9): 34-37.
- [4] WANG Yaonan, ZHANG Xizheng, YUAN Xiaofeng, et al. Position-sensorless hybrid sliding-mode control of electric vehicles with brushless DC motor[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2011, 60(2): 421-432.
- [5] LI Yanfu, PEDRONI N, ZIO E. A memetic evolutionary multi-objective optimization method for environmental power unit commitment[J]. IEEE transaction on power systems, 2013, 28(3): 2660-2669.
- [6] MIN Haitao, YE Dongjin, YU Yuanbin. Analysis of control strategy for extended-range electric vehicle [J]. Applied mechanics and materials, 2012, 135-136: 261-267.
- [7] 闵海涛, 叶冬金, 于远彬. 增程式电动汽车控制策略的优化[J]. 汽车工程, 2014, 36(8): 899-903, 943.
MIN Haitao, YE Dongjin, YU Yuanbin. Optimization of the control strategy for range extended electric vehicle [J]. Automotive engineering, 2014, 36(8): 899-903, 943.
- [8] 浦金欢, 殷承良, 张建武. 遗传算法在混合动力汽车控制策略优化中的应用[J]. 中国机械工程, 2005, 16(7): 648-652.

- PU Jinhuan, YIN Chengliang, ZHANG Jianwu. Application of genetic algorithm in optimization of control strategy for hybrid electric vehicles[J]. China mechanical engineering, 2005, 16(7): 648-652.
- [9] 牛继高, 周苏. 增程式电动汽车增程器开/关机时刻的优化[J]. 汽车工程, 2013, 35(5): 418-423.
- NIU Jigao, ZHOU Su. On/off timing optimization for the range-extender in extended-range electric vehicles [J]. Automotive engineering, 2013, 35(5): 418-423.
- [10] 白向东, 刘福水, 李向荣, 等. 柴油机排放的遗传算法优化研究[J]. 北京理工大学学报, 2007, 27(6): 491-495.
- BAI Xiangdong, LIU Fushui, LI Xiangrong, et al. Study on emission optimization applying genetic algorithms in diesel engines [J]. Transactions of Beijing institute of technology, 2007, 27(6): 491-495.
- [11] AHARON I, KUPERMAN A. Topological overview of powertrains for battery-powered vehicles with range extenders[J]. IEEE transactions on power electronics, 2011, 26(3): 868-876.
- [12] DISPENZA G, ANDALORO G, SERGI F, et al. Modeling of a range extender power train for a city bus [J]. ECS transactions, 2012, 42(1): 201-208.
- [13] 汪旭东, 夏涛, 许孝卓, 等. 永磁同步直线电机的粒子群PID空间矢量控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(5): 655-661.
- WANG Xudong, XIA Tao, XU Xiaozhuo, et al. Particle swarm PID space vector control of permanent magnet synchronous linear motor [J]. Journal of electronic measurement and instrument, 2015, 29(5): 655-661.
- [14] GOKASAN M, BOGOSYAN S, GOERING D J. Sliding mode based powertrain control for efficiency improvement in series hybrid-electric vehicles[J]. IEEE transactions on power electronics, 2006, 21(3): 779-790.
- [15] HU Xiaosong, SUN Fengchun, CHENG Ximing. Fuzzy model for estimation of the state-of-charge of lithium-ion batteries for electric vehicles [J]. Journal of Beijing institute of technology, 2010, 19(4): 416-421.
- [16] HU Xiaosong, SUN Fengchun, ZOU Yuan. Modeling the dynamic behavior of a lithium-ion battery for electric vehicles using numerical optimization [J]. Journal of Beijing institute of technology, 2011, 20(1): 60-64.
- [17] 吴亮红, 王耀南, 陈正龙. 求解混合整数非线性规划问题的改进差分进化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2007, 28(4): 666-669.
- WU Lianghong, WANG Yaonan, CHEN Zhenglong. Modified differential evolution algorithm for mixed-integer nonlinear programming problems [J]. Journal of Chinese computer systems, 2007, 28(4): 666-669.
- [18] 杨振宇, 唐珂. 差分进化算法参数控制与适应策略综述[J]. 智能系统学报, 2011, 6(5): 415-423.
- YANG Zhenyu, TANG Ke. An overview of parameter control and adaptation strategies in differential evolution algorithm [J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2011, 6(5): 415-423.
- [19] 陶新民, 徐鹏, 刘福荣, 等. 组合分布估计和差分进化的多目标优化算法[J]. 智能系统学报, 2013, 8(1): 39-45.
- TAO Xinmin, XU Peng, LIU Furong, et al. Multi-objective optimization algorithm composed of estimation of distribution and differential evolution [J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2013, 8(1): 39-45.

作者简介:



卜凡靖, 女, 1992年生, 硕士研究生, 主要研究方向为电动汽车技术。



王耀南, 男, 1957年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电动汽车控制、智能控制理论与应用、智能机器人。曾获国家科技进步二等奖、中国发明创业特等奖、省部科技进步一等奖、省部科技进步二等奖。发表学术论文 360 余篇, 其中被 SCI 检索 38 篇、EI 检索 109 篇, 获国家专利 12 项。出版学术专著多部。