

# 并联式混合动力逻辑门限控制参数智能优化

申爱玲<sup>1</sup>, 袁文华<sup>1</sup>, 左青松<sup>2</sup>, 伏军<sup>1</sup>

(1. 邵阳学院 机械与能源工程系, 湖南 邵阳, 422000;  
2. 湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙, 410082)

**摘要:** 为提高并联式混合动力汽车的燃油经济性和降低其废气排放量, 采用基于自适应混沌粒子群优化算法建立并联式混合动力汽车控制优化模型, 对其逻辑门限控制参数进行优化, 并与 PSO 算法和 GA 算法的优化结果进行比较; 利用 ADVISOR 仿真软件对其优化参数进行仿真验证, 并对其逻辑门限控制参数优化前的仿真结果与自适应混沌粒子群优化后的仿真结果进行对比。研究结果表明: 自适应混沌粒子群优化算法具有较快的收敛速度和较高的收敛精度, 能有效避免早熟收敛问题; 100 km 油耗至少可降低 12%, HC 排放量可降低 6%, CO 排放量可降低 5%, NO<sub>x</sub> 排放量可降低 8%。

**关键词:** 自适应混沌粒子群优化算法; 混合动力; 智能优化; 仿真

中图分类号: TK421      文献标志码: A      文章编号: 1672-7207(2012)11-4306-07

## Intelligent optimization for logic threshold control parameter on parallel hybrid electric vehicle

SHEN Ai-ling<sup>1</sup>, YUAN Wen-hua<sup>1</sup>, ZUO Qing-song<sup>2</sup>, FU Jun<sup>1</sup>

(1. Department of Mechanical and Energy Engineering, Shaoyang University, Shaoyang 422000, China;  
2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** In order to reduce the fuel consumption and emissions of the parallel hybrid electric vehicle, a new optimization model of the logic threshold control parameter was established based on adaptive chaos particle swarm algorithm. The model was verified by comparing the optimized results of ACPSO algorithm with PSO and those of GA algorithm. Based on ADVISOR, the optimized fuel consumption and emissions were compared with those which were not optimized. The results show that the ACPSO not only has great advantages of convergence property, but also avoids being trapped in local optimum. There is at least 12% reduction in the fuel consumption per 100 km and 6%, 5% and 8% decrease in the discharge of HC, CO and NO<sub>x</sub> respectively in UDDC working conditions.

**Key words:** adaptive chaos particle swarm optimization; hybrid electric vehide; intelligent optimization; simulation

并联式混合动力汽车是指采用 2 种或 2 种以上能量源作为汽车动力装置的汽车, 这种多个能量源的特征增加了系统设计的灵活性。在混合动力汽车整车能量管理系统的协调控制下, 多个能量源与其他部件相互配合可以进行多种优化组合, 形成不同的动力系统

驱动模式。但是, 由于存在多能量源系统, 增加了并联式混合动力汽车对燃油消耗和尾气排放的控制难度。近年的研究表明<sup>[1-2]</sup>: 在多种工作模式下, 对多个能量源系统之间的功率与能量的优化匹配研究和有效提高汽车动力性能、降低汽车的燃油消耗、减少尾气

收稿日期: 2012-01-08; 修回日期: 2012-04-10  
基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(09JJ6077)  
通信作者: 申爱玲(1969-), 女, 湖南邵东人, 高级工程师, 从事动力机械优化设计及其控制研究; 电话: 0739-5305016; E-mail: sa120@126.com

排放成为目前混合动力汽车研究领域的热点与难点之一<sup>[3-5]</sup>。粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法是一种基于群体智能的随机优化算法<sup>[6-8]</sup>,其基本思想是通过种群中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索,其原理和机制简单,既保持了进化算法深刻的群体智能背景,又具有良好的优化性能。该算法已广泛应用于函数优化、多目标规划、神经网络训练、模糊系统控制等领域。但传统的PSO算法在优化复杂函数时存在许多缺点,如局部搜索能力较弱、搜索精度不高、易陷入局部最优等。利用在有限区域内折叠次数无限的混沌模型来产生混沌变量,并采用自适应混沌模型改变优化变量的搜索空间,不断提高搜索精度的方法可以有效解决粒子群优化易出现的早熟收敛现象,引导粒子快速跳出局部最优难题,为此,本文作者提出一种新的自适应混沌粒子群优化(Adaptive chaos particle swarm optimization, ACPSO)算法。该算法既具有良好的搜索导向,又能够充分利用混沌的遍历性和粒子群算法的多样性,使得算法收敛速度快,搜索能力强。本文采用自适应混沌粒子群优化对并联式混合动力汽车逻辑门限控制策略参数进行优化,建立基于自适应混沌粒子群优化的并联式混合动力汽车优化模型,并对其优化后的参数进行仿真验证,以便为有效提高并联式混合动力汽车性能提供理论和技术支撑。

## 1 并联式混合动力逻辑门限控制多目标优化模型

### 1.1 优化参数与取值区间

根据并联式混合动力汽车实际设计要求,结合控制参数对其特性的影响因素,选取并联式混合动力逻辑门限控制策略优化参数为:发动机最大功率  $P_{e-max}$ , 发电机最大功率  $P_{m-max}$ , 期望电池的荷电状态最高值  $\varepsilon_{cs-hi-soc}$ , 期望电池的荷电状态最低值  $\varepsilon_{cs-lo-soc}$ , 电机启动最小汽车速度  $v_{cs-electric-launch-spdl}$ , 电机启动最高汽车速度  $v_{cs-electric-launch-spdl}$ , 发动机关闭转矩系数  $\eta_{cs-off-trq-frac}$ , 发动机最小转矩系数  $\eta_{cs-min-trq-frac}$ 。

#### 1.1.1 发动机最大功率 $P_{e-max}$

在并联混合动力汽车动力系统中,发动机功率的设计是非常重要的。若发动机的功率取值偏大,则电动汽车运行于低负荷区的可能性就大,从而导致排放不良,且费用较高;若发动机的功率取值偏小,则后备功率就小,为了满足汽车的动力性要求,需要相应功率的电动机以及电池容量与之匹配。为了加快自适应混沌粒子群优化算法的运算速度和优化效率,其发

动机最大功率取值区间的上限计算公式为:

$$P_{e-max-lo} = \frac{1}{3600\eta_t} \left[ mgf + \frac{C_d A v^2}{21.15} \right] \cdot v \quad (1)$$

式中:  $\eta_t$  为整车动力传动系效率,  $\eta_t = \eta_{gc} \cdot \eta_{mc}$ ;  $\eta_{gc}$  为发电机的发电转换效率, %;  $\eta_{mc}$  为电动机的电能转化为机械能的效率, %;  $m$  为汽车质量, kg;  $f$  为滚动阻力系数;  $C_d$  为空气阻力系数;  $A$  为汽车迎风面积,  $m^2$ ;  $v$  为汽车在平坦路面匀速行驶的速度, km/h。

根据式(2)对发动机最大功率取值区间的下限进行确定:

$$P_{e-max-hi} = \alpha \cdot P_{e-max} \quad (2)$$

式中:  $P_{e-max-hi}$  为发动机最大功率取值区间的下限, kW;  $\alpha$  为系数, 由于通常情况下发动机燃油消耗的经济区域为发动机满负荷输出功率的 60%~80%, 本文取  $\alpha=0.75$ 。

#### 1.1.2 发电机最大功率 $P_{m-max}$

混合动力系统中电动机的外特性是指在额定转速以下电动机按照恒转矩模式工作,而在额定转速以上按照恒功率模式工作,并且根据整车的控制策略,在车速过低时,关闭发动机而由电动机提供驱动能源,应该满足车辆的爬坡性能;在车辆加速时,电动机提供峰值功率,由此可以根据式(3)和(4)求得发电机最大功率取值区间的上限和下限:

$$P_{m-max-hi} = \frac{30m\delta}{9549\pi t_f} \cdot \left( \frac{v_b^2 + v_f^2}{2} \right) \quad (3)$$

式中:  $P_{m-max-hi}$  为发电机最大功率上限, kW;  $\delta$  为旋转质量换算系数;  $t_f$  为加速时间, s;  $v_f$  为车辆在时间  $t_f$  内加速所达到的速度, m/s;  $v_b$  为电机的基速  $n_{mb}$  所对应的车速, m/s。

$$P_{m-max-lo} = \frac{1}{\eta_t} \cdot \left( \frac{mgf \cdot \cos a + mg \cdot \sin a}{3600} \right) \cdot v_1 + \frac{1}{\eta_t} \cdot \frac{C_d A v_1^3}{76410} \quad (4)$$

式中:  $P_{m-max-lo}$  为发电机最大功率下限, kW;  $v_1$  为爬坡时车辆的速度, km/h;  $a$  为加速度,  $m/s^2$ 。

为缩小优化参数变化范围与实际设计标准要求<sup>[9]</sup>,并根据并联式混合动力汽车逻辑门限控制策略参数的计算公式与设计经验可以确定并联式混合动力汽车逻辑门限控制策略参数的取值区间为:  $37 \leq P_{e-max} \leq 105$  kW;  $10 \leq P_{m-max} \leq 80$  kW;  $60\% \leq \varepsilon_{cs-hi-soc} \leq 95\%$ ;  $20\% \leq \varepsilon_{cs-lo-soc} \leq 60\%$ ;  $0 \leq \eta_{cs-off-trq-frac} \leq 1$ ;

$$0 \leq v_{cs-electric-launch-spdl} \leq 6 \text{ km/h}; 0.05 \leq \eta_{cs-min-trq-frac} \leq 1;$$

$$6 \leq v_{cs-electric-launch-spdlhi} \leq 15 \text{ km/h}.$$

## 1.2 并联式混合动力逻辑门限控制多目标函数的建立

优化参数的目的是提高燃油经济性、降低污染物(CO, HC 和 NO<sub>x</sub>)的排放, 则优化目标为:

$$\begin{cases} \min F(X) = [M_{FC}(X), M_{CO}(X), M_{HC}(X), M_{NO_x}(X)] \\ X \in \Omega \\ \text{s.t. } g_j(X) > 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $X$  为本文所选的逻辑门限控制参数的向量;  $M_{FC}(X)$  为燃油消耗,  $L/(100 \text{ km})^{-1}$ ;  $M_{CO}(X)$  为 CO 的排放量,  $g/km$ ;  $M_{HC}(X)$  为 HC 的排放量,  $g/km$ ;  $M_{NO_x}(X)$  为 NO<sub>x</sub> 的排放量,  $g/km$ ;  $g_j(X) > 0$  为约束条件, 表示电动汽车必须满足所需的最高车速、加速性能和爬坡能力。  $F(X)$  为目标函数, 具体形式为:

$$\begin{aligned} F(X) = & \frac{\alpha_1}{M_{FCtar}} \int \text{Fuel}(X) dt + \\ & \frac{\alpha_2}{M_{COtar}} \int M_{CO}(X) dt + \frac{\alpha_3}{M_{HCtar}} \int M_{HC}(X) dt + \\ & \frac{\alpha_4}{M_{NO_xtar}} \int M_{NO_x}(X) dt \end{aligned} \quad (6)$$

式中:  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  和  $\alpha_4$  为权重影响因子;  $M_{HCtar}$  和  $M_{NO_xtar}$  为排放设定值。

## 1.3 基于自适应混沌粒子群优化算法

并联式混合动力逻辑门限控制参数优化中的粒子群控制变量  $X$  可表述为:

$$X = [x_1, \dots, x_8]$$

式中:  $x_1$  为  $P_{e-max}$ ;  $x_2$  为  $P_{m-max}$ ;  $x_3$  为  $\varepsilon_{cs-hi-soc}$ ;  $x_4$  为  $v_{cs-electric-launch-spdl}$ ;  $x_5$  为  $\eta_{cs-min-trq-frac}$ ;  $x_6$  为  $v_{cs-electric-launch-spdlhi}$ ;  $x_7$  为  $\eta_{cs-off-trq-frac}$ ;  $x_8$  为  $\varepsilon_{cs-lo-soc}$ 。

将粒子群  $X$  中的每组控制变量各分量映射到混沌空间, 然后, 采用 Logistic 方程产生混沌序列, 其表达式为:

$$Z_{i+1} = \mu Z_i (1 - Z_i); i = 1, 2, \dots; \mu \in [2, 4] \quad (7)$$

式中:  $\mu$  为控制参数, 当  $\mu=4$  时,  $1 \leq Z_0 \leq 1$ , 系统处于混沌状态。

由于 PSO 算法本身的局限性使其易陷入局部最优, 而混沌在一定范围内具有遍历性、不重复性, 因

此, 在 PSO 算法中引入混沌搜索, 以获得全局最优解。自适应混沌粒子群算法的核心思想是: 当粒子陷入早熟收敛状态时进行混沌搜索, 引导粒子快速跳出局部最优, 避免陷入早熟收敛<sup>[10-13]</sup>。

自适应混沌粒子群算法中, 每个粒子对应 1 个待优化问题的潜在解。粒子  $P_i$  有自己的位置和速度, 分别表示为向量  $X_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kN})$  和  $V_k = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kN})$ 。其中:  $X_k$  对应的目标函数值, 称为粒子的适应值  $f_k$ , 度量粒子的优劣程度;  $V_k$  决定粒子运动的方向和距离。粒子  $P_k$  始终记为自身目前找到的最优解, 称为个体极值  $p_{bestk}$ ; 求得整个个体目前找到的最优解, 称为全局极值  $g_{best}$ ; 通过追踪者来更新自己。

PSO 算法初始随机生成一群粒子, 其迭代求解迭代终止条件为预先确定的最大迭代次数或者达到其优化结果的精度要求。经过  $m$  次迭代, 粒子  $P_k$  按照 Kennedy 和 Eberhart 最早提出的 PSO 算法即式(8)来更新自己的速度和位置:

$$\begin{cases} v_{kd}^{m+1} = v_{kd}^m + c_1 r_1 (p_{bestkd}^m - x_{kd}^m) + c_2 r_2 (g_{bestkd}^m - x_{kd}^m) \\ x_{kd}^{m+1} = x_{kd}^m + v_{kd}^{m+1} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $k=1, 2, \dots, K$ ;  $d=1, 2, \dots, D$ ; 学习因子  $c_1$  和  $c_2$  为非负常数;  $r_1$  和  $r_2$  为 0 和 1 之间的随机数;  $v_{kd}^m$  和  $x_{kd}^m$  分别为粒子  $P_k$  在第  $m$  次迭代中第  $d$  维的速度和位置, 两者均被限制在一定的范围内。

因为  $g_{best}$  是整个粒子群的最优位置, 因此, 上述 PSO 算法也被称为全局版 PSO。也可以将第  $k$  个粒子的邻居们搜索到的最优位置作为  $g'_{best}$ , 则上述方法又被称为局部版 PSO。全局版 PSO 收敛速度快, 但有时会陷入局部最优。局部版 PSO 收敛速度较慢, 但不易陷入局部最优, 可以加快搜索速度。

对式(8)进行如下修改:

$$\begin{cases} v_{kd}^{m+1} = w v_{kd}^m + c_1 r_1 (p_{bestkd}^m - x_{kd}^m) + c_2 r_2 (g_{bestkd}^m - x_{kd}^m) \\ x_{kd}^{m+1} = x_{kd}^m + \beta v_{kd}^{m+1} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $w$  为惯性因子, 为非负数;  $\beta$  为约束因子, 控制速度。

粒子群到达局部最优附近时, 粒子速度的更新主要由  $w v_{kd}$  来决定。由于固定参数的 PSO 算法其惯性因子  $w$  通常小于 1, 粒子的速度将会越来越小, 甚至停止运动, 发生早熟收敛则采用混沌细搜索, 选择适应值较大的 10% 个体进行混沌细搜索, 其算法设计步骤如下。

**Step 1:** 混沌初始化粒子群, 包括粒子的速度、位置和个体极值  $p_{bestk}$ , 全局极值  $g_{best}$ 。

**Step 2:** 对群体中某一个粒子  $P_k$ , 执行以下操作:

- ① 根据式(9)更新  $P_k$  的速度和位置;
- ② 根据式(10)计算  $P_k$  的适应值  $f_k$ 。

$$f_k = \frac{1}{F(X)} + \sum_{j=1}^{n_{con}} \alpha_j \times p_j(X) \quad (10)$$

其中:  $f_k$  为第  $k$  个粒子的适应度;  $j$  为约束;  $F(X)$  为目标函数;  $\alpha_j$  为正约束值;  $p_j(X)$  为与第  $j$  个约束有关的罚函数;  $n_{con}$  为正整数。

③ 若  $f_k$  优于  $p_{bestk}$  的适应值, 则更新  $p_{bestk}$  为  $P_k$  的当前位置;

④ 若  $f_k$  优于  $g_{best}$  的适应值, 则更新  $g_{best}$  为  $P_k$  的当前位置。

**Step 3:** 判断算法的终止条件是否满足, 若满足, 则转向 Step 5; 否则, 执行 Step 4。

**Step 4:** 对较优粒子进行混沌细搜索, 根据式(7)进行迭代产生混沌变量序列为  $Z=(Z_1, Z_2, \dots, Z_k)$ , 混沌变量搜索区间的缩小表示为:

$$\begin{cases} a'_i = Z_i - \phi(b_i - a_i) \\ b'_i = Z_i + \phi(b_i - a_i) \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\phi$  为收缩因子,  $\phi \in (0, 0.5)$ 。

为了保证新范围不至于越界, 进行如下处理: 若  $a'_i < a_i$ , 则  $a'_i = a_i$ ; 若  $b'_i > b_i$ , 则  $b'_i = b_i$ 。

因此,  $Z_i$  在新区间  $[a'_i, b'_i]$  上经还原处理后的  $Y_i$  由下式确定:

$$Y_i = \frac{Z_i - a'_i}{b'_i - a'_i} \quad (12)$$

将  $Y_i$  与  $Z_{i,n+1}$  的线性组合作为新的混沌变量, 用此混沌变量进行搜索。

$$Z'_{i,n+1} = (1 - \beta_i)Y_i + \beta_i X_{i,n+1} \quad (13)$$

式中:  $\beta_i$  为自适应调节系数,  $0 < \beta_i < 1$ 。自适应调节系数  $\beta_i$  采用如下方法进行自适应确定:

$$\beta_i = 1 - \left( \frac{K-1}{K} \right)^m \quad (14)$$

式中:  $m$  为整数, 根据目标函数而定(本文取为 2);  $K$  为迭代次数。

**Step 5:** 程序终止判定: 若算法符合其终止要求, 则输出最优解, 并结束其搜索; 否则, 算法程序继续

运行 Step 1。

由于自适应混沌粒子群优化本质上并非直线向最优优点搜索, 所以, 不能用搜索次数作为停止条件, 只能利用相邻 2 次目标函数之差的绝对值小于给定值作为终止条件, 然后, 利用多次寻优结果中最小目标函数值改进参数解空间和终止条件; 同时, 判断目标函数是否小于最小目标函数值。

## 2 并联式混合动力逻辑门限控制参数智能优化应用实例

### 2.1 并联式混合动力逻辑门限策略控制参数优化结果与分析

基于 Matlab 软件平台, 根据上述算法流程编写自适应混沌粒子群优化算法主程序进行优化。为了比较优化效果, 分别应用粒子群优化算法 PSO 和遗传算法 GA 对所建立的优化问题进行求解, 其优化效果如图 1 所示。

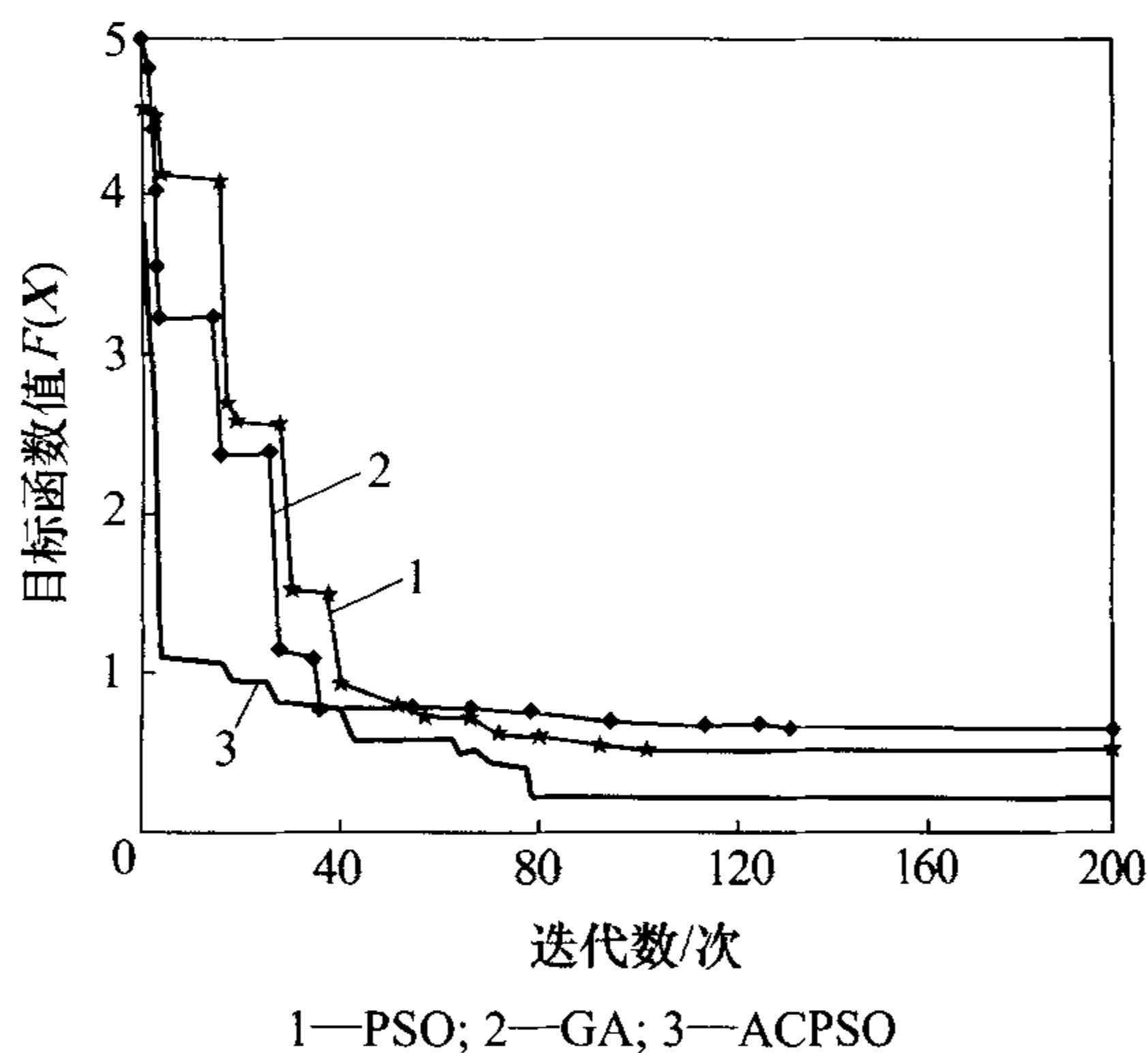


图 1 不同优化算法下目标函数值随迭代次数变化曲线

Fig.1 Iteration times-objective function value of various optimization algorithms

从图 1 可以看出: ACPSO 算法在开始几代下降速度很快, 表明混沌初始化使该算法能从较好的初始值开始寻优, 进而加快了搜索速度, 自适应惯性权重因子和混沌优化部分局部极值粒子等改进措施使得 ACPSO 算法收敛速度和精度提高; ACPSO 算法在迭代 80 次左右时非常接近最优解, 而 PSO 算法要迭代到 110 次才能达到最优解, GA 要迭代 140 次左右才能达到最优解, 可见本文提出的自适应混沌粒子群优化算法具有较好的收敛性和稳定性。

以提高燃油经济性、降低污染物 CO, HC 和 NO<sub>x</sub>







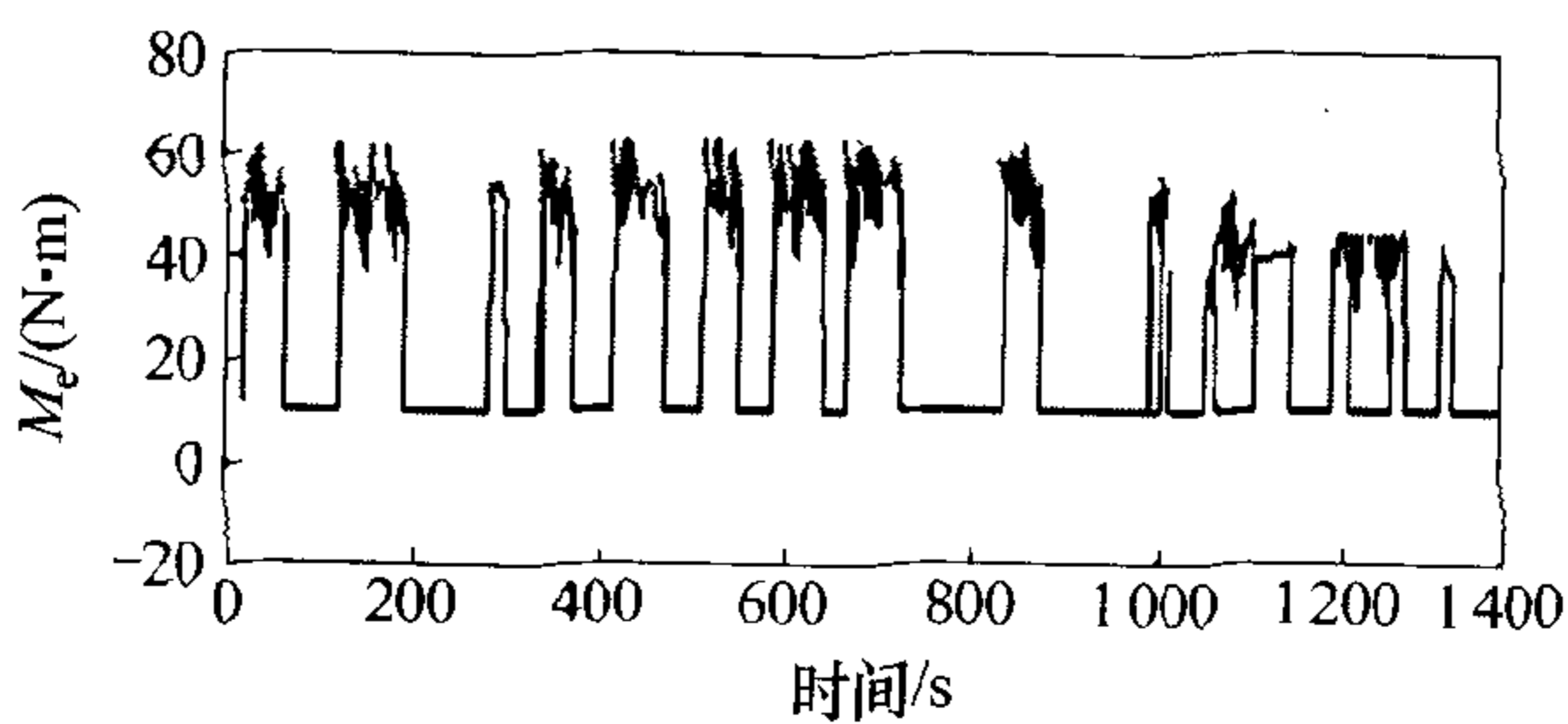


图 3 UDDS 工况下发动机输出转矩

Fig.3 Engine output torque under UDDS test conditions

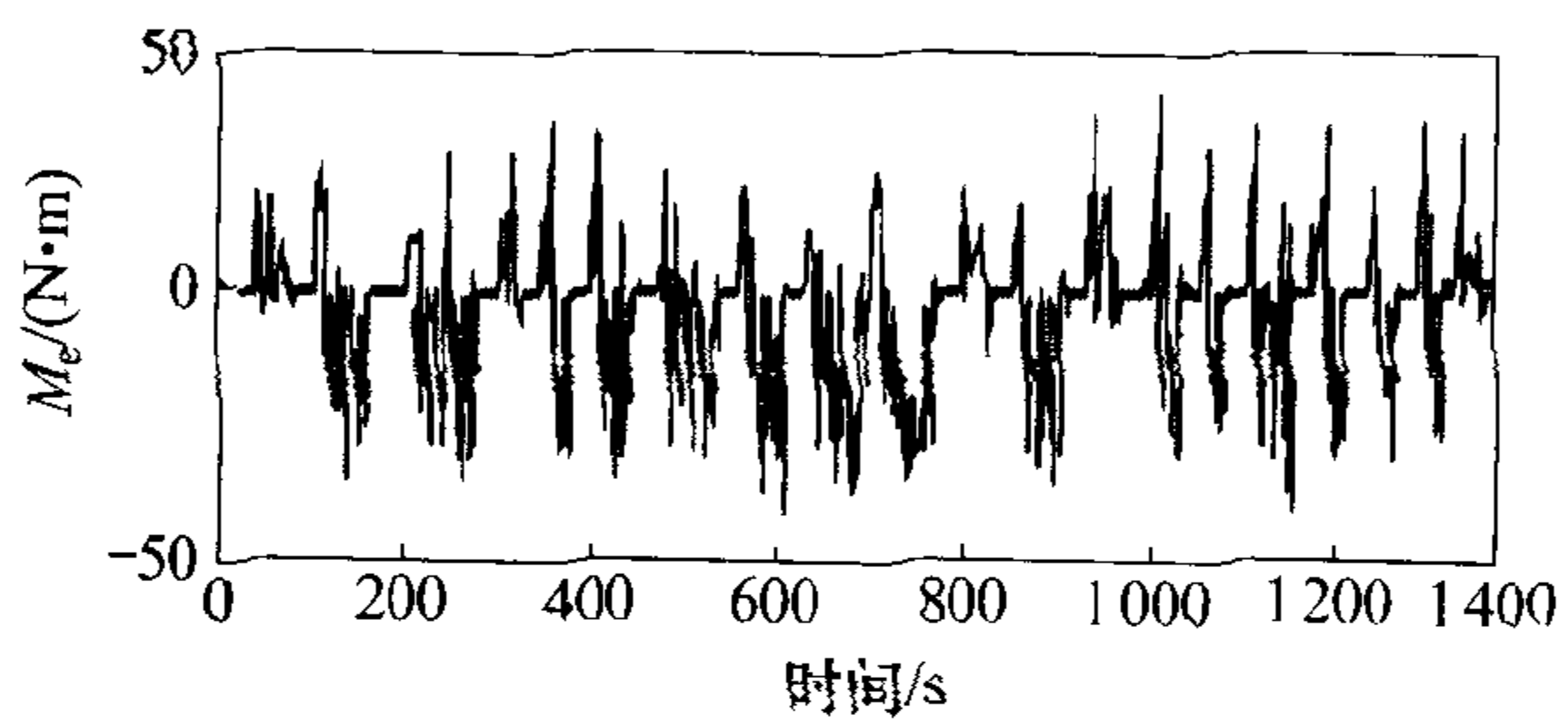


图 4 UDDS 工况下电动机输出转矩

Fig.4 Electric motor output torques under UDDS test conditions

表 3 动力性能对比

Table 3 Comparison of power performance

仿真参数	优化前	ACPSO 优化
最大车速/( $\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ )	168.8	165
车速为 0~100 $\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ 时的加速时间/s	15.4	14.6
最大爬坡度/%	38	34

表 4 油耗及排放对比

Table 4 Comparison of fuel consumption and emissions

性能指标	UDDS 工况	
	优化前	ACPSO 优化
$M_{\text{FC}}/(\text{L}\cdot(100\text{km})^{-1})$	8.500	7.400
$M_{\text{HC}}/(\text{g}\cdot\text{km}^{-1})$	0.482	0.453
$M_{\text{CO}}/(\text{g}\cdot\text{km}^{-1})$	3.024	2.845
$M_{\text{NO}_x}/(\text{g}\cdot\text{km}^{-1})$	0.367	0.335

最高车速、加速性能和爬坡能力,即在满足车辆基本动力性的前提下尽可能地减少动力系统部件的功率、体积以及质量以控制汽车的制造成本,验证了于自适应混沌粒子群优化策略的有效性。

从表 4 可知:ACPSO 优化后的控制策略明显优于优化前的控制策略;优化后的每 100 km 油耗为 7.400 L,比优化前的每 100 km 油耗(8.500 L)至少降低了 12%,且 HC 排放量降低了 6%,CO 排放量降低了 5%, $\text{NO}_x$  排放量降低了 8%,取得了较好的优化效果。

3 结论

- (1) 自适应混沌粒子群优化算法具有较快的收敛速度和较高的收敛精度,能有效避免早熟收敛问题。
- (2) ACPSO 优化后的控制策略明显优于优化前的控制策略。从 UDDS 典型工况下的仿真结果可以看出:优化后的每 100 km 油耗为 7.4 L,比优化前的每 100 km 油耗至少降低了 12%,且 HC 排放量降低了 6%,CO 排放量降低了 5%, $\text{NO}_x$  排放量降低了 8%,取得了较好的优化效果。

参考文献:

[1] Morteza M G, Poursamad A, Ghalichi B. Application of genetic algorithm for optimization of control strategy in parallel hybrid electric vehicles[J]. Journal of the Franklin Institute, 2006, 343(4/5): 420-435.

[2] 吴光强, 陈慧勇. 基于遗传算法的混合动力汽车参数多目标优化[J]. 汽车工程, 2009, 31(1): 60-64.  
WU Guang-qiang, CHEN Hui-yong. Multi-objective optimization of HEV parameters based on genetic algorithm[J]. Automotive Engineering, 2009, 31(1): 60-64.

[3] Ayad M Y, Becherif M, Henni A. Vehicle hybridization with fuel cell, supercapacitors and batteries by sliding mode control[J]. Renewable Energy, 2011, 36(10): 2627-2634.

[4] Poursamad A, Montazeri M. Design of genetic-fuzzy control strategy for parallel hybrid electric vehicles[J]. Control Engineering Practice, 2008, 16(7): 861-873.

[5] SUN Hui, YANG Li-fu, JING Jun-qing. Control strategy of hydraulic/electric synergy system in heavy hybrid vehicles[J]. Energy Conversion and Management, 2011, 52(1): 668-674.

[6] TANG Xian-lun, LING Zhuang, CHANG Jiang. Prediction of silicon content in hot metal using support vector regression based on chaos particle swarm optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(9): 11853-11857.

[7] Alatas B, Akin E, Bedri O A. Chaos embedded particle swarm optimization algorithms[J]. Solitons & Fractals, 2009, 40(4): 1715-1734.

[8] GE Hong-wei, LIANG Yan-chun, Marchese M. A modified particle swarm optimization-based dynamic recurrent neural

- network for identifying and controlling nonlinear systems[J]. Computers & Structures, 2007, 85(22): 1611–1622.
- [9] 陈祥丰. 混合动力 SUV 总成参数匹配与优化[D]. 武汉: 武汉理工大学汽车工程学院, 2010: 59–62.
- CHEN Xiang-feng. Parameter matching and optimization of assembly for hybrid SUV[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology. Automotive Engineering Institute, 2010: 59–62.
- [10] 杨海东, 鄂加强. 自适应尺度混沌免疫优化算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(10): 1069–1074.
- YANG Hai-dong, E Jia-qiang. Intrusion detection of mobile Ad Hoc networks based on collateral chaos artificial immune clustering algorithm[J]. Control Theory and Applications, 2009, 26(10): 1069–1074.
- [11] E Jia-qiang, WANG Chun-hua, WANG Yao-nan. A new adaptive mutative scale chaos optimization algorithm and its application[J]. Journal of Control Theory and Applications, 2007, 6(2): 141–145.
- [12] 赵志刚, 常成. 自适应混沌粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(15): 128–130.
- ZHAO Zhi-gang, CHANG Cheng. Adaptive chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Engineering, 2011, 37(15): 128–130.
- [13] 谢常清. 无芯中频感应电炉无磁性期电热效率智能优化[J]. 工业炉, 2008, 30(2): 29–32.
- XIE Chang-qing. Effectiveness analysis of intermediate frequency coreless induction furnace in the nonmagnetic process[J]. Industrial Furnace, 2008, 30(2): 29–32.
- [14] 钱立军, 裘著永, 赵韩. 基于模糊神经网络的混合动力汽车控制策略仿真[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(5): 1384–1387.
- QIAN Li-jun, XI Zhu-yong, ZHAO Han. Simulation of hybrid electric vehicle control strategy based on fuzzy neural network[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(5): 1384–1387.

(编辑 陈灿华)