

# 基于混合自适应遗传算法 HEV 系统参数的优化

刘旭东<sup>1</sup>, 范青武<sup>1</sup>, 段建民<sup>2</sup>, 周大森<sup>1</sup>

(1. 北京工业大学 实验学院, 北京 101101; 2. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

**摘 要:** 选择优化算法是混合动力电动汽车系统参数优化的一个重要内容. 针对基本遗传算法存在着易早熟、收敛速度慢的缺陷, 提出了一种混合自适应遗传算法. 测试结果表明, 该算法既具有良好的全局收敛性, 又具有较快的收敛速度. 将该算法应用到混合动力电动汽车系统参数优化问题中, 取得了较为满意的优化结果和收敛效果. 根据优化结果, 对一辆串联式混合动力中巴的发动机/发电机组进行了优化设计.

**关键词:** 电动汽车; 混合动力; 遗传算法; 系统参数; 优化

中图分类号: U 469. 72

文献标志码: A

文章编号: 0254 - 0037(2009)07 - 0904 - 06

确定系统参数是混合动力电动汽车 (Hybrid Electric Vehicle, HEV) 的关键技术之一<sup>[1]</sup>, 也是 HEV 优化设计的核心内容. 国内外在此做了大量研究工作<sup>[2-7]</sup>. 由于 HEV 系统参数优化空间具有高度非线性、不连续、多噪声等特点<sup>[2-3]</sup>, 传统的基于目标函数导数信息的梯度优化算法往往会失效, 因此选择并开发新的高效优化算法是 HEV 系统参数优化的一个重要研究内容. 本文提出了一种混合自适应遗传算法, 将其应用于 HEV 系统参数优化问题中, 取得了比较满意的优化效果, 并根据优化结果对课题组研制的一辆串联式混合动力电动汽车 (以下简称 BJUT-SHEV) 进行了优化设计, 确定了该车的发动机/发电机组的功率参数.

## 1 HEV 系统参数优化方法

HEV 系统参数优化数学模型可描述为一个典型的非线性约束数学规划问题<sup>[7]</sup>. 根据目标函数个数, HEV 系统参数优化可分为单目标优化和多目标优化. 单目标优化一般只针对 HEV 的燃油消耗进行优化, 多目标优化则同时考虑了 HEV 的排放指标, 将车辆的性能要求, 如加速时间、最高车速以及蓄电池组 SOC 约束等作为 HEV 参数优化问题的非线性约束条件.

优化方法采用了 NREL (National Renewable Energy Laboratory, 美国可再生能源实验室) 的优化模型<sup>[3]</sup>, 通过调用汽车仿真工具 ADVISOR2002 计算优化问题的目标函数及约束函数. 其优化设计过程如下: 优化算法向 ADVISOR2002 传递设计变量的初始值, 由 ADVISOR2002 计算出相应的目标函数和约束函数值, 然后对结果进行评价; 优化算法搜索设计空间生成新的设计变量值再传递给 ADVISOR2002 计算目标函数和约束函数值, 如此循环, 直至找到满足需求的最优解或循环至最大迭代代数终止.

选择高效优化算法是 HEV 系统参数优化中的一个重要研究内容. Fellini 对 5 种优化算法在 HEV 系统参数优化问题中的效果进行了研究, 经过比较得出结论, 在 HEV 优化问题中非梯度算法的效果要优于梯度算法<sup>[2]</sup>. Tony Markel<sup>[3]</sup> 也做了类似工作并得出了相同结论. 近年来, 由于遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 在工程优化问题中得到广泛应用并取得较好的优化效果, 因此将 GA 应用于 HEV 系统参数优化中成为了一个研究热点<sup>[4-7]</sup>, 本文基于此展开研究工作.

收稿日期: 2008-02-21.

基金项目: 北京工业大学青科基金资助项目 (X1024000200801).

作者简介: 刘旭东 (1975—), 男, 河北石家庄人, 讲师.

## 2 混合自适应遗传算法

GA 是近年来发展起来的一种全局优化算法,在求解优化问题时不要求目标函数连续、可微以及满足 Lipschitz 条件,具有高度的自适应性且易于实现。但是 GA 作为一种随机搜索算法,在解决一些复杂问题时存在着易早熟、收敛速度慢及解的精度低等一些缺陷。为了克服以上缺陷,提高 GA 的优化性能,本文对基本遗传算法(Simple Genetic Algorithm,SGA)进行了2方面的改进:1)对 SGA 本身机制进行改进,采用实数编码、自适应交叉、变异概率等操作,生成基于实数编码的自适应遗传算法(Real-coded Adaptive Genetic Algorithm, RAGA);2)将局部搜索能力很强的序列二次规划算法(Sequential Quadratic Programming,SQP)作为一个局部搜索算子嵌入到 RAGA 中,构成混合自适应遗传算法(Hybrid Adaptive Genetic Algorithm,HAGA),可有效结合 GA 和 SQP 二者的优势,产生较好的收敛效果。

### 2.1 基于实数编码的自适应遗传算法(RAGA)

RAGA 是在 SGA 的基础上,针对其本身机制进行改进生成的,主要采用了基于实数的编码机制、自适应交叉、变异概率、精英保留策略以及“逆序”等操作,以下针对其中2大重要操作进行阐述。

#### 2.1.1 自适应交叉和变异概率

RAGA 中交叉概率和变异概率能随进化代数和适应度自动改变,在保持群体多样性的同时,保证算法的收敛性。

从群体整体进化过程看,交叉概率  $P_c$  应随进化过程逐渐变小,最后趋于某一稳定值。从产生新个体的角度看,群体中的所有个体在交叉操作上应有同等地位和相同概率,从而使 GA 在搜索空间具有各个方向的均匀性<sup>[8]</sup>。交叉概率  $P_c$  自适应调整公式为

$$P_c = \frac{1}{1 + e^G} \quad (1)$$

在算法初期,变异概率应选择偏小一些,以提高算法的运行速度。随着进化的进行,个体适应度趋于一致,致使个体越来越单一,应增大变异概率,以维持群体的多样性。同理,同一代群体中个体的变异概率应随个体的优劣而变化,即加大优质个体的变异概率<sup>[8]</sup>。为此,设计了与遗传进化代数和个体适应度相关的自适应变异概率  $P_m$ ,其调整公式为

$$P_m = \begin{cases} k - \frac{k_1}{1 + e^G} \cdot \frac{f_{\max} - f}{f_{\max} - f_{\text{avr}}}, & f > f_{\text{avr}} \\ k_2, & f \leq f_{\text{avr}} \end{cases} \quad (2)$$

式(1)、(2)中,  $G$  为进化代数,  $k$  和  $k_1$  分别为交叉概率和变异概率的变化曲率,  $k_2$  为交叉概率的收敛极限,  $f_{\max}$  为适应度向量的最大值,  $f_{\text{avr}}$  为适应度向量的平均值,  $f$  为个体适应度值,  $k$ 、 $k_1$ 、 $k_2$  为常参数。

#### 2.1.2 “逆序”操作

文献[9]中提出了在自适应遗传算法中的一种“先变异后交叉”的行为,认为在 SGA 中“先交叉后变异”,优良个体和劣质个体经受相同的交叉和变异概率,很难保证丢失基因的恢复,即使恢复了有效基因的个体的适应度函数值也不一定高,经过选择操作后又会造成有效基因的丢失。

鉴于 RAGA 中自适应变异概率依赖于个体适应度值,如果先进行交叉操作生成下一代种群,个体适应度值将完全丢失。考虑到自适应交叉概率只与进化代数有关,因此在 RAGA 中,也采用了“逆序”——“先变异后交叉”的方法,即经过选择操作后,先进行自适应变异操作,此时自适应变异概率中所用到的个体适应度值是未经过交叉操作的个体真实适应度值,随后再进行自适应交叉操作。经算法测试证明,这种“逆序”操作收敛效果更好<sup>[6-7]</sup>。

### 2.2 混合自适应遗传算法(HAGA)

HAGA 算法的关键在于何时进入 SQP 进行局部寻优。有研究表明,GA 能以很快的速度收敛到全局

或局部最优解的 90 %<sup>[10]</sup>,但是继续收敛,一方面速度会很慢,另一方面收敛程度也会减小,如果这时候引入 SQP,将可很快收敛到全局最优解或局部最优解.因此,在 HAGA 中提出了动态判断是否需要进入 SQP 寻优的方法,进入 SQP 的收敛判据为

$$0 < \frac{|f_{\text{last}}(X^*) - f_{\text{current}}(X^*)|}{f_{\text{last}}(X^*)} \quad (3)$$

式中,  $f_{\text{last}}(X^*)$ 、 $f_{\text{current}}(X^*)$  分别为上一代种群和当前种群中的最优目标函数值,一般取值为  $10^{-5} \sim 10^{-6}$ . 当满足式(3)时算法进入 SQP 进行局部寻优,将很快收敛到全局或局部最优解,如果是局部最优解,再利用自适应遗传算法的全局收敛性跳出局部最优解,从而提高了 SQP 局部搜索效率.

HAGA 的另一重要问题就是选择哪些个体进行 SQP 局部寻优操作. 如果所有个体都参与,计算量将大大增加,收敛速度不但不会提高,反而有可能比不进行 SQP 花费更多时间;但是进入 SQP 个体选择太少又可能忽略其他潜在的最优解,因此在 HAGA 中采用 20 % 的个体进入 SQP 操作,除适应度最高的个体一定参与外,其他个体采用随机选择的方法进行判断是否进入,保证了算法的鲁棒性和稳定性.

### 2.3 算法测试

选取了 Rosenbrok's valley(banana function)和 Schaffer's F6 两个无约束优化测试函数进行了数值实验. 数值实验结果表明, RAGA 和 HAGA 比 SGA 在收敛次数上有较大的提高,说明二者克服早熟能力较强,2 种算法都具有较好的全局收敛性;而 HAGA 在计算目标函数值次数上比 RAGA 较少,说明 HAGA 比 RAGA 在收敛速度上更具有优势<sup>[6-7]</sup>.

## 3 基于 HAGA 对 BJUT-SHEV 进行优化设计

### 3.1 车型定义

BJUT-SHEV 是一款串联式混合动力中巴车型,选用北京客车总厂生产的京华牌 B K6598D DH 型车身,车身参数如表 1. 其中,车身质量是抛去原车发动机和传动系后车身的净质量.

表 1 车身基本参数  
Table 1 Physical specifications of the vehicle

名称	数值	名称	数值
长/宽/高/mm	5 997/1 995/2 685	轮胎半径/mm	420
迎风面积/m <sup>2</sup>	4.1	滚动阻力系数	0.009
风阻系数	0.5	轴距/mm	3 200
车身质量/kg	约 2 535	前/后轮距/mm	1 460/1 470

### 3.2 确定设计变量

选择了 8 个系统参数作为设计变量,如表 2. 表中前 2 个为部件功率参数,由于 BJUT-SHEV 已事先确定了蓄电池组和驱动电机,因此只选择了发动机/发电机组的功率参数作为部件功率参数. BJUT-SHEV 选用了 FC-SI63-emis 发动机和 ETA95 发电机作为参考模型. FC-SI63-emis 峰值功率为 63 kW,即当  $fc\_pwr\_scale = 1$  时,发动机峰值功率为 63 kW;ETA95 峰值功率为 147 kW,即当  $gc\_trq\_scale = 1$  时,发电机峰值功率为 147 kW. 表 2 中后 6 个为串联式功率跟随器控制策略参数.

表 2 设计变量  
Table 2 Design variables

名称	描述	下限	上限
fc. pwr. scale	发动机峰值功率因子	0.5	2.0
gc. trq. scale	发电机峰值功率因子	0.2	0.8
cs. hi. soc	SOC 上限, 高于时 APU 停止工作	0.6	0.9
cs. lo. soc	SOC 下限, 低于时 APU 开始发电	0.2	0.5
cs. min. pwr/ W	最小功率设定	0	30 000
cs. max. pwr/ W	最大功率设定	30 000	60 000
cs. charge. pwr/ W	充电功率设定	0	30 000
cs. min. off. time/ s	APU 最小关闭时间设定	10	1 000

3.3 目标函数及约束函数

单目标优化仅对 BJUT-SHEV 的燃油消耗进行优化;多目标优化同时对 BJUT-SHEV 的燃油消耗和排放进行优化,由于二者之间可能相互冲突,比如燃油经济性最高的点上排放并不一定最好,而某一项排放指标最优有可能导致燃油经济性下降或其他排放指标上升,并且燃油消耗和排放的量纲不同,因此引入了相对燃油消耗和排放,将燃油消耗和排放的实际值除以用户定义的目标值,得到无量纲的量再进行加权求和. 相对燃油消耗和排放目标函数可表示为

$$f(x) = \frac{1}{FE^*} f_{FE}(t) dt + \frac{2}{CO^*} f_{CO}(t) dt + \frac{3}{HC^*} f_{HC}(t) dt + \frac{4}{NO_x^*} f_{NO_x}(t) dt \tag{4}$$

式中  $i(i = 1, 2, 3, 4)$  为由用户根据优化偏好确定的权值. 目标值  $FE^*$ 、 $CO^*$ 、 $HC^*$  和  $NO_x^*$  为燃油消耗和排放的目标值.  $FE^*$  根据用户实际情况自定义,  $CO^*$ 、 $HC^*$  和  $NO_x^*$  一般引用相关排放标准, BJUT-SHEV 采用欧 排放标准. 可以增大(或减小) 目标值以降低(或提高) 相应油耗和排放在目标函数中的比重. 表 3 为本文所采用的目标值和权值.

表 3 目标值和权值  
Table 3 Objective values and weight values

目标值				权值			
$FE^*$		12 L/100 km	1	3	$HC^*$		0.1 g/ km
$CO^*$		1 g/ km	2	3	$NO_x^*$		0.08 g/ km
							4
							1

总共包含 5 个约束条件, 3 个动力性能约束: 1) 0 ~ 50 km/h 加速时间小于 9 s; 2) 最高车速大于 120 km/h; 3) 爬坡度(30 km/h, 120 s) 大于 20 %. 2 个工况约束: 1) 工况运行前后 SOC 差小于 0.5 %; 2) 实际速度与工况速度差小于 3.2 km/h.

3.4 优化结果

HA GA 算法中种群大小设为 20, 最大迭代代数 100. 自适应交叉概率  $P_c$  中  $= 0.05$ ,  $= 0.4$ , 自适应变异概率  $P_m$  中  $= 0.05$ ,  $k = 0.3$ ,  $k_1 = 0.5$ ,  $k_2 = 0.01$ . 在复合工况 TEST. CITY. HWY 下对 BJUT-SHEV 的系统参数进行了优化, 结果见表 4.

由表 4 中可看出, 当仅对油耗进行优化时, 油耗结果最好, 当同时对油耗和排放进行优化时, 百公里油耗提高了 5 %, 这是为了使相对燃油消耗和排放总目标值最小而牺牲了油耗. 多目标优化下各种排放比单目标优化均有所降低, 分别降低了 23.4 %、18.3 % 和 2.3 %.

表 4 优化结果

Table 4 Optimization results

优化目标	单目标结果	多目标优化结果	优化目标	单目标结果	多目标优化结果
FE 消耗量/L	14. 898 7	15. 642 1	HC 排放量/(g·km <sup>-1</sup> )	0. 231 3	0. 188 9
CO 排放量/(g·km <sup>-1</sup> )	0. 896 8	0. 687 0	NO <sub>x</sub> 排放量/(g·km <sup>-1</sup> )	0. 311 4	0. 304 3

HAGA 寻优过程如图 1。从图中可以看出,无论是单目标优化还是多目标优化,HAGA 在最初 20 代能迅速收敛,至 50 代后目标函数值基本不再变化,并且优化结果合理,因此可认为找到了全局最优点。

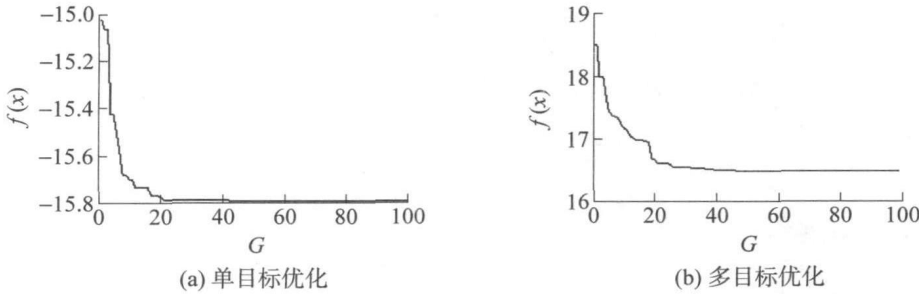


图 1 HAGA 寻优过程

Fig. 1 Searching process of HAGA

单目标优化中发动机峰值功率优化结果为 48.5 kW,发电机峰值功率优化结果为 82 kW;多目标优化中发动机峰值功率优化结果为 31.5 kW,发电机峰值功率优化结果为 56 kW。发电机峰值功率比发动机峰值高很多,其原因在于发电机的过载系数较大。据此,BJUT-SHEV 发动机选择了奇瑞三缸发动机 SQR372,额定功率为 38 kW/6 000 (r·min<sup>-1</sup>),发动机过载一般较小,基本可认为其峰值功率近似为 38 kW;发电机采用了无刷永磁直流发电机,额定功率为 30 kW/4 000 (r·min<sup>-1</sup>),若过载倍数按 2 计算,峰值功率为 60 kW,额定效率为 95 %。

3.5 与其他优化算法效果对比

当采用 SQP 算法对上述串联式混合动力中巴系统参数优化问题进行求解时,对于随机给出的不同初始值,SQP 算法往往会失效,不能向下寻优。当采用 SGA 进行优化时,SGA 容易陷入局部最优解而终止,优化结果比表 4 差很多。

采用文献[2-3]中所推荐的 DIRECT 优化算法对上述问题进行优化,由于 DIRECT 是一种确定性全局搜索算法,因此该算法能收敛到全局最优。当获得表 4 中结果时消耗的时间与 RAGA 基本相当;继续寻优下去,有可能会找到比表 4 中更优的解,但将花费较长时间,并且算法终止时找到的最优解与表 4 结果相差极小(偏差低于 0.01 %)。因此表明,本文开发的 HAGA 算法在收敛效率上具有一定优势,但仍可进一步改进。

4 结束语

针对 SGA 收敛效率低的缺陷,提出并开发了一套混合自适应遗传算法 HAGA,通过测试函数对算法性能进行了数值实验。实验结果表明,HAGA 较好的结合了遗传算法和梯度算法二者的优势,既具有较好的全局收敛性能,又具有较快的局部收敛速度。

使用开发的 HAGA 算法对 BJUT-SHEV 进行了优化设计。通过对单目标和多目标优化过程分析,可认为 HAGA 算法能够有效的找到优化问题的全局最优解,优化结果合理。因此表明,HAGA 算法对 HEV 系统参数优化问题是行之有效的。

## 参考文献:

- [1] 田光宇,彭涛,林成涛,等.混合动力电动汽车关键技术[J].汽车技术,2002,1:8-11.  
TIAN Guang-yu, PENG Tao, LIN Cheng-tao, et al. Key techniques of hybrid electric vehicle[J]. Automobile Technology, 2002, 1: 8-11. (in Chinese)
- [2] ASSANIS D, DELAGRAMMATIKAS G, FELLINI R, et al. An optimization approach to hybrid electric propulsion system design[J]. J Mech Struct Machines, 1999, 27(4): 393-421.
- [3] MARKEL T, WIPKE K. Optimization techniques for hybrid electric vehicle analysis using ADVISOR[C]. Proceedings of the ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition. New York: ASME, 2001: 147-155.
- [4] GALDI V, IPPOLITO L, PICCOLO A, et al. A genetic-based methodology for hybrid electric vehicles sizing[J]. Soft Computing, 2001, 5(6): 451-457.
- [5] HUANG B F, WANG Z C, XU Y S. Multi-objective genetic algorithm for hybrid electric vehicle parameter optimization[C]. Proceeds of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System. Beijing: IEEE, 2006: 5177-5182.
- [6] LIU X D, WU Y P, DUAN J M. Optimal sizing of a series hybrid electric vehicle using a genetic algorithm[C]. Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Automation and Logistics. Jinan: IEEE, 2007: 1125-1129.
- [7] 刘旭东. 串联式混合动力电动汽车控制策略及其应用技术研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2008.  
LIU Xu-dong. Research on the series hybrid electric vehicle control strategies and its application techniques[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2008. (in Chinese)
- [8] 潘伟,刁华宗,井元伟. 一种改进的实数自适应遗传算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(7): 792-795.  
PAN Wei, DIAO Huarong, JING Yuan-wei. An improved real-value adaptive genetic algorithm[J]. Control and Decision, 2006, 21(7): 792-795. (in Chinese)
- [9] 吴志远, 劭惠鹤, 吴新余. 一种新的自适应遗传算法及其在多峰值函数优化中的应用[J]. 控制理论及应用, 1999, 16(1): 127-129.  
WU Zhi-yuan, SHAO Hui-he, WU Xin-yu. A new adaptive genetic algorithm & its application in multimodel function optimization[J]. Control Theory and Applications, 1999, 16(1): 127-129. (in Chinese)
- [10] 李青山, 陈平. 用改进的遗传算法实现架构恢复[J]. 软件学报, 2003, 14(7): 1221-1228.  
LI Qing-shan, CHEN Ping. Implementing architecture recover by using improved genetic algorithm[J]. Journal of Software, 2003, 14(7): 1221-1228. (in Chinese)

## Optimization of HEV System Parameters Based on Hybrid Adaptive Genetic Algorithm

LIU Xu-dong<sup>1</sup>, FAN Qing-wu<sup>1</sup>, DUAN Jian-min<sup>2</sup>, ZHOU Da-sen<sup>1</sup>

(1. The Pilot College of Beijing University of Technology, Beijing 101101, China;

2. College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** Selecting optimization algorithm is an important part in the optimization of HEV system parameters. To overcome the shortcomings of prematurity and slow convergence speed in simple genetic algorithm, a hybrid adaptive genetic algorithm is proposed. Testing results show that the proposed algorithm has both good whole astringency and fast convergence speed. The new hybrid adaptive genetic algorithm is applied to the optimization of HEV system parameters and satisfactory optimization results and convergence effects are obtained. Based on the optimization results, an engine/ generator set of a series hybrid electric mini-bus is designed optimally.

**Key words:** electric vehicle, hybrid power, genetic algorithm, system parameters, optimization

(责任编辑 张 蕾)