

## 基于 Atkinson 循环发动机的燃油消耗率 优化方法对比研究\*

杨靖<sup>1†</sup>, 薛川<sup>1</sup>, 刘凯敏<sup>1</sup>, 江武<sup>1</sup>, 张纯标<sup>1</sup>, 冯仁华<sup>2</sup>

(1. 湖南大学 汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 湖南 长沙 410082;

2. 重庆理工大学 汽车零部件先进制造技术教育部重点实验室, 重庆 400054)

**摘要:**针对利用 GT-Power 详细模型耦合遗传算法(方案1)优化 Atkinson 循环发动机燃油消耗率时,存在公认的不易收敛且计算缓慢的问题,提出了神经网络简化模型耦合遗传算法(方案2)进行全局优化并与方案1进行对比.方案1利用 GT-Power 搭建某 Atkinson 循环发动机详细仿真模型,应用 Heywood 公式建立爆震预测模型,并耦合遗传算法对 Atkinson 循环发动机燃油消耗率进行优化;方案2则利用拉丁超立方算法采集4500个实验点,将 GT-Power 详细模型及爆震模型简化为神经网络模型,通过简化模型耦合遗传算法进行优化.研究表明:利用方案2可以将 Atkinson 循环发动机的实际燃油消耗率最多降低4.6%,且仿真优化结果相对实际优化结果的最大误差率仅为7.3%,同时相对于方案1仿真优化时间最大可节省322倍.因此,采用方案2替代方案1用于 Atkinson 循环发动机燃油消耗率的快速全局优化是切实可行的方法.

**关键词:**Atkinson 循环;燃油消耗率优化方法;人工神经网络模型;遗传算法

**中图分类号:**TK411.7

**文献标志码:**A

## Comparative Study on Optimization Methods Based on Fuel Consumption Rate of Atkinson Cycle Engine

YANG Jing<sup>1†</sup>, XUE Chuan<sup>1</sup>, LIU Kaimin<sup>1</sup>, JIANG Wu<sup>1</sup>,  
ZHANG Chunbiao<sup>1</sup>, FENG Renhua<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body, Hunan University,  
Changsha 410082, China; 2. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology for Automobile Parts,

Ministry of Education, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

**Abstract:** The fuel consumption rate of Atkinson cycle engine has always been optimized by GT-Power detail model with Genetic Algorithm (GA) (scheme 1), but this method is hard to converge and its calculation is very slow, so a simplified model coupling GA based on Artificial Neural Network (ANN) (scheme 2) for optimization and comparison was proposed. A detailed simulation model based on GT-Power software for Atkinson cycle engine had been carefully built by scheme 1, and the Knock prediction model was built based on Heywood formula. The fuel consumption was then optimized by scheme 1. Scheme 2 used the Latin Hypercube Sample (LHS) to collect 4500 experimental points, and simplified the GT-

\* 收稿日期:2016-12-24

基金项目:国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2012AA111703), National High-tech R & D Program (863 Program) (2012AA111703); 湖南省研究生科研创新项目(CX2015B088), Hunan Provincial Innovation Foundation for Postgraduate (CX2015B088)

作者简介:杨靖(1957—),女,湖南益阳人,湖南大学教授,博士生导师

† 通讯联系人, E-mail: yangjing10@vip.sina.com

Power model and Knock model into the ANN model, which was optimized by the simplified coupled GA model. The results show that by using scheme 2 for the optimization of Atkinson cycle engine, the actual fuel consumption rate is reduced by 4.6%, and the maximum error rate related to the measured optimization results is 7.3%, while the maximum simulation optimization time was saved 322 times that for scheme 1. As a result, the fast global optimization of the fuel consumption rate for the Atkinson cycle engine is feasible by using scheme 2 rather than scheme 1.

**Key words:** Atkinson cycle; optimization method of fuel consumption rate; artificial neural network model; genetic algorithm

随着全球污染和环境问题日益严重,开发设计更加节能和环保的车用发动机成为汽车产业的首要任务<sup>[1]</sup>.Atkinson 循环发动机具有高的几何压缩比和膨胀比,热效率高,对降低中小负荷时的燃油消耗率有显著效果<sup>[2]</sup>.

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)从信息处理角度对人脑神经元网络进行模拟,具有高度非线性,可以建立 Atkinson 循环发动机的精确数学模型并用于发动机性能的快速优化<sup>[3]</sup>.遗传算法(Genetic Algorithm, GA)因具有良好的全局搜索能力、鲁棒性好、容易收敛等优势逐渐用于发动机性能优化<sup>[4]</sup>.

国外学者利用 ANN 方法和 GA 对 Atkinson 循环发动机的性能优化方法展开了广泛的研究.文献[5]利用 ANN 方法对汽油机操作参数进行了快速标定;文献[6]研究了用 ANN 方法优化 SI 发动机的燃油消耗率和 NO<sub>x</sub> 排放,证明了用 ANN 方法进行燃油消耗率和排放优化的优越性;文献[7]联合 ANN 和 GA 对柴油机排放进行优化,研究结果表明利用 GA 在静态 ANN 模型的基础上可以同时优化燃油消耗率和排放.然而,目前国内对 Atkinson 循环发动机燃油消耗率优化常采用详细仿真模型耦合遗传算法的方法,计算缓慢且不易收敛,无法满足工程需求.因此,研究针对 Atkinson 循环发动机燃油消耗率的快速全局优化方法具有重要的实际意义.

本文从影响 Atkinson 循环发动机燃油消耗率的多个操作变量出发,耦合人工神经网络和遗传算法,实现对 Atkinson 循环发动机燃油消耗率进行快速全局优化的目标.

## 1 基本理论

### 1.1 Atkinson 循环发动机基本理论

早期 Atkinson 循环发动机利用独特的机械装

置使得其进气、压缩、做功和排气冲程在曲轴旋转一周内完成,同时使得发动机的膨胀冲程大于压缩冲程,从而使得热能向机械能的转化效率增大.另外,由于压缩冲程缩小,爆震发生的可能性减小.现代汽油机利用 VVT 技术可以很方便地实现 Atkinson 循环.VVT 执行器通过推迟进气门关闭时刻以缩短发动机的有效压缩行程,同时保持膨胀比不变,从而减小有效压缩比<sup>[8]</sup>.但是,由于进气门推迟关闭,Atkinson 循环发动机在压缩冲程会有混合气回流的现象,导致其充气效率降低,功率密度下降<sup>[9]</sup>.

进气门推迟关闭引起的混合气回流问题,可以采用增大节气门开度的方法,以减少节流损失,但过多的推迟进气门关闭时刻会降低发动机的功率<sup>[10]</sup>.排气门关闭时刻会影响 Atkinson 循环发动机的实际膨胀比及推出功损失.点火正时及空燃比则对 Atkinson 循环发动机的爆震有显著影响.因此,Atkinson 循环发动机是一个高度复杂的非线性系统,其中发动机转速、进气门关闭时刻、排气门开启时刻、点火正时、空燃比及节气门开度这 6 个操作变量高度耦合并且共同影响 Atkinson 循环发动机的热效率和燃油经济性.

### 1.2 人工神经网络基本理论

人工神经网络模型是对生物神经元处理系统的机器仿真<sup>[11]</sup>.神经元是人工神经网络的基本处理单元,由输入区、处理区和输出区 3 大功能模块构成.一个具有  $k$  个输入分量的神经元如图 1 所示.输入分量分别记为  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_k$ , 和输入分量相对应的权值分别为  $w_{1,1}, w_{1,2}, w_{1,3}, \dots, w_{1,k}$ .激活函数  $f$  的输入为  $\sum_{i=1}^k w_{1,i} p_i + b$ .其中  $b$  是神经元的偏差,  $a$  为神经元模型的输出量.

神经网络模型的主要结构是分层网络,即将神经网络分为输入层、隐含层和输出层.输入层的作用是接受外部信号,并由各个输入神经元传递到中间

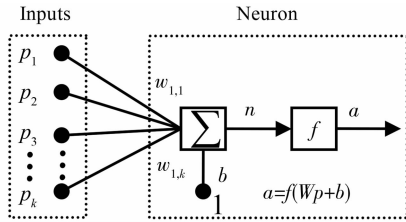


图 1 人工神经元示意图

Fig.1 The schematic of artificial neuron

层各神经元.隐含层和输入信号不直接接触,是神经网络的内部处理单元,可以有多层,也可以没有.不同的具体问题具有不同的神经网络结构.神经网络输入和输出的节点数为系统的输入变量和输出变量的个数.人工神经网络的每一层都有自己的神经元、权重值、偏差和激活函数.一个多层人工神经网络模型如图 2 所示.

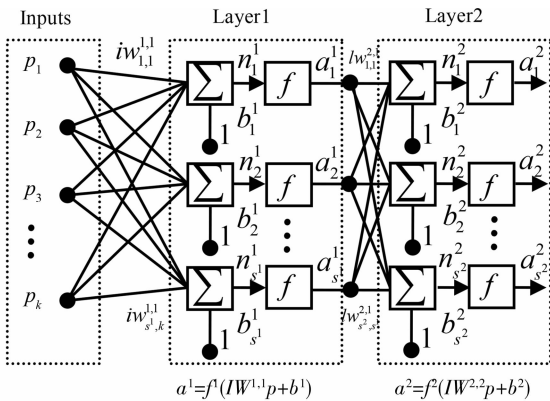


图 2 多层神经网络结构图

Fig.2 The architecture schematic of a multilayer neural network

在实际训练中,合适的神经网络模型需要反复试验网络结构和层数,以及各层的神经元数.训练算法对 ANN 模型的准确度起着决定性的作用.前馈神经网络(Feed Forward)是目前应用最广泛的神经网络结构,选择恰当的隐含层数和隐节点数,就可以以任意精度逼近一个非线性函数.因此,本文采用前馈神经网络作为核心训练模型,其基本数学表达式如下:

$$y = f(x)(w \cdot g(x)(z \cdot h(x)(v \cdot u + a) + b) + c) \quad (1)$$

式中:  $h(x) = -1 + \frac{2}{1 + e^{-2x}}$ , 为第一个隐含层的激活函数;  $g(x) = -1 + \frac{2}{1 + e^{-2x}}$ , 为第二个隐含层的激活函数;  $f(x) = x$  为输出层的激活函数;  $v, a$  分别为第一个隐含层的权值和偏差;  $z, b$  分别为第二

个隐含层的权值和偏差;  $w, c$  分别为输出层的权值和偏差;  $u$  为输入<sup>[12]</sup>.

泛化能力体现了神经网络模型对新输入数据的准确性,但是神经网络过度训练之后其泛化能力下降.本文采用提前终止的方法处理过度训练问题.

### 1.3 遗传算法基本理论

遗传算法是一种模拟生命演化的进化算法,即从一个初始群体出发,利用选择、交叉、变异算子,使得种群一代代地不断进化,最终求得最适应环境的个体,得到所求问题的最优解<sup>[13]</sup>.在计算过程中,遗传算法将个体作为某些具有相似模板的具体表示,从而将对个体的搜索转化为对这些模板的搜索.这种方法在遗传算法中称为模式定理.

模式定理通过选择、交叉、变异 3 种遗传操作实现对搜索空间的高效率搜索.令  $A(t)$  表示第  $t$  代中包含全部位串的群体,以  $A_j(t) (j=1, 2, \dots, n)$  表示第  $t$  代中第  $j$  个位串.在选择算子中,设在第  $t$  代种群  $A(t)$  中模式  $H$  所能匹配的样本数为  $m$ , 记为  $m(H, t)$ .在选择算子中,一个位串  $A_j$  以如下概率被选中:

$$P_j = f_j / \sum_i f_i \quad (2)$$

式中:  $f_j$  是个体  $A_j(t)$  的适应度.若假设第 1 代中群体大小为  $n$ , 且个体两两互不相同, 则模式  $H$  在第  $t+1$  代中的样本数为:

$$m(H, t+1) = m(H, t) \sum_i \frac{f(H)}{f_i} \quad (3)$$

式中:  $f(H)$  是第  $t$  代对应于模式  $H$  的所有位串的平均适应度.令群体平均适应度为  $\bar{f} = \sum_i f_i / n$ , 则有:

$$m(H, t+1) = m(H, t) \frac{f(H)}{\bar{f}} \quad (4)$$

若假定模式  $H$  的平均适应度高于群体平均适应度, 且设高出部分为  $c\bar{f}$ ,  $c$  为常数, 则有:

$$m(H, t+1) = m(H, t) \frac{\bar{f} + c\bar{f}}{\bar{f}} = (1+c)m(H, t) \quad (5)$$

假设  $t$  从 0 开始,  $c$  保持为常数, 则:

$$m(H, t+1) = (1+c)^{t+1} m(H, 0) \quad (6)$$

选择算子并不能产生新的个体, 即对搜索空间中新的区域进行搜索.因此, 模式定理利用交叉算子产生新的个体.本文采用单点交叉, 模式  $H$  被破坏的最大概率为:

$$P_d = \frac{\delta(H)}{L-1} \quad (7)$$

式中: $P_d$ 为模式  $H$  被破坏的最大概率; $L$ 为字符串长度。

则模式  $H$  不被破坏的概率应该有一个下限  $P_s$ ,即为:

$$P_s \geq 1 - P_c \cdot P_d \quad (8)$$

变异算子使遗传算法具有局部搜索能力,并能使遗传算法加速向最优解收敛.假定字符串的某一位置发生改变的概率为  $P_m$ ,而模式  $H$  若要不被破坏,则其中所有确定位置必须保持不变,因此模式  $H$  不被破坏的概率为:

$$P_z = (1 - P_m)^{o(H)} \quad (9)$$

当  $P_m \ll 1$  时,式(9)变为:

$$P_z = (1 - P_m)^{o(H)} \approx 1 - o(H)P_m \quad (10)$$

由此可知,模式  $H$  在遗传算法选择、交叉和变异算子的共同作用下,其子代样本数为:

$$m(H, t+1) = m(H, t) \frac{f(H)}{\bar{f}} \times \left[ 1 - P_c \frac{\delta(H)}{L-1} \right] [1 - o(H)P_m] \quad (11)$$

综上所述,在选择、交叉和变异算子的共同作用下,长度短、阶数低、平均适应度高于群体平均适应度的模式在子代中将以指数级增长,反之将以指数级减少<sup>[14]</sup>。

## 2 发动机台架试验

试验用 Atkinson 循环发动机由一台 Otto 循环发动机改型得到,主要参数见表 1.原 Otto 循环发动机的几何压缩比为 10.5,改型后变为 13.原机自带双 VVT 执行器,进排气的可变角度均为  $30^\circ\text{CA}$ ,进气和排气 VVT 均可独立工作.通过优化设计凸轮型线和活塞改型,选取进气凸轮持续期为  $282^\circ\text{CA}$ ,排气凸轮持续期为  $260^\circ\text{CA}$ ,以完成 Atkinson 循环发动机的改型设计。

表 1 Atkinson 发动机主要技术参数

项目	参数
发动机型式	直列、四缸
缸径×行程/(mm×mm)	74.7×84.7
几何压缩比	13
排量/L	1.485

Atkinson 循环发动机台架试验的主要试验仪器设备见表 2. 试验测得发动机转速为 1 000~6 000 r/min,间隔转速为 500 r/min 的特性数据.测量参数为发动机功率、扭矩、燃油消耗率,以及各个

转速下的进、排气压力和温度、气缸工作压力等.试验过程保证机油温度在  $(100 \pm 10^\circ\text{C})$ ,冷却水出口温度在  $(85 \pm 5^\circ\text{C})$  进行测量。

表 2 台架试验主要测试设备

设备名称	型号
电力测功机	INDY S12-2/0255-1BS-1
测功机控制系统	PUMA OPEN 1.4.1
燃油耗仪	7351 CST
台架数据采集系统	PUMA
燃油温度控制系统	753C
燃烧分析仪	INDISMART

## 3 模型标定

### 3.1 GT-Power 模型标定

Atkinson 循环发动机的 GT-Power 模型如图 3 所示.为了精确标定 Atkinson 发动机模型,燃烧模型采用准三维现象学 SITurb 燃烧模型.SITurb 燃烧模型可以精确地模拟缸内温度、残余废气和混合气浓度等对燃烧放热率的影响.传热模型为 WoschniGT 传热模型,该模型可以充分考虑进气流速和废气倒流对传热的影响.通过拆机测量和软件简化,建立 Flow 流动模型.Flow 流动模型可以更为准确地模拟缸内涡流、滚流及湍流对传热和燃烧的影响.本文利用 GT-Power 良好的外挂性能,采用 Heywood 公式建立了能够计算诱导时间积分的爆震模型,通过诱导时间积分判断爆震是否发生,以便后面进行数据筛选.若诱导时间积分  $T$  大于或等于 1,则认为爆震发生.诱导时间积分  $T$  的计算公式如下:

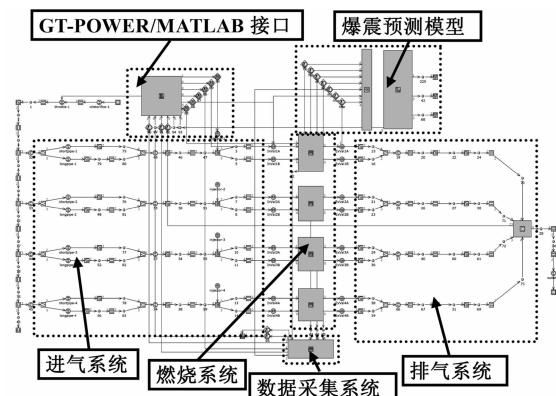


图 3 Atkinson 循环发动机仿真模型

Fig.3 Simulation model of Atkinson engine

$$T = \int_{IVC}^{thkn} \frac{1}{\tau} dt \quad (12)$$

式中:  $T$  为诱导时间积分;  $\tau$  为诱导时间, 积分从 IVC(进气门关闭)时计算, 到 thkn(爆震发生)时结束. 其中, 诱导时间  $\tau$  的计算公式如下:

$$\tau = 5.72 \times 10^6 P \left( \frac{ON}{100} \right)^{3.402} p^{-1.7} \exp\left(\frac{3\ 800}{AT_u}\right) \quad (13)$$

式中:  $P$  为爆震诱导时间乘子;  $ON$  为燃料辛烷值;  $p$  为缸内瞬时气体压力;  $A$  为活化能乘子;  $T_u$  为缸内瞬时未燃气的温度.

利用采集到的台架试验数据, 对仿真模型进行精度校核. 图 4 列举了 Atkinson 循环发动机转速分别在 1 500 r/min, 3 500 r/min, 5 500 r/min 时的比油耗相对误差, 结果表明在全负荷范围内仿真数据与试验数据的最大误差均在 6% 之内, 满足进一步计算的要求.

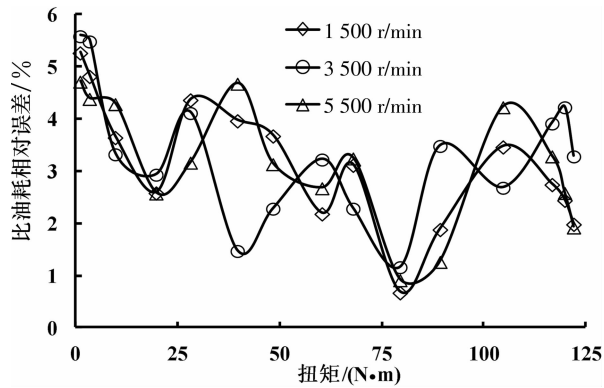


图 4 比油耗相对误差

Fig.4 The relative error of BSFC

### 3.2 ANN 模型标定

人工神经网络建模需要大量的样本数据. 一般来说, 对于用于发动机性能预测的神经网络模型, 6 个输入变量需要 4 500 个样本量. 若只采用发动机台架试验数据, 则达不到 ANN 训练的精度. 因此, 本文首先利用拉丁超立方随机采样算法 (Latin Hypercube Sample, LHS) 采取 4 500 组输入变量, 然后利用 GT-Power 进行批量计算, 得到 4 500 个训练样本, 最后在相同的变量空间中选取 100 个点进行模型验证. LHS 是最常用的空间填充实验方法. 它通过对输入概率分布分层, 再从分层中随机抽取样本, 保持了变量间的独立性, 并以较少的实验点数填充了整个变量空间. 实验共有 6 个设计变量, 分别为发动机转速、空燃比、节气门开度、进气门关闭正时、排气门开启正时和点火提前角, 其变化范围分别 1 000~6 000 r/min, 12.5~15.5, 0~90, 进气下止

点后 84~114°CA(ABDC), 排气上止点前 60~90°CA(BTDC), -25~0. 节气门开度、点火提前角和空燃比的 LHS 采样结果如图 5 所示.

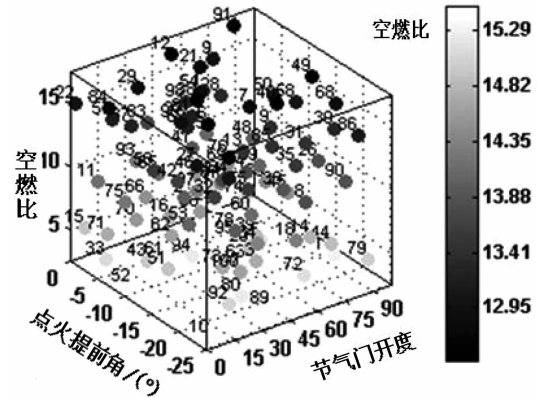


图 5 LHS 算法实验设计结果

Fig.5 DOE data using LHS algorithm

利用 ANN 原理在 GT-Power 中建立的神经网络模型如图 6 所示. 神经网络输出为扭矩、燃油消耗率、排气温度、EGR 率和诱导时间积分  $T$ , 共需建立 5 个神经网络模型. 每个神经网络模型均选用 5 种算法进行训练, 并从中选出最优算法. 待训练的 5 种神经网络算法为多元多项式神经网络 (Global Polynomial)、径向基函数神经网络 (Radial Basis)、自组织局部线性神经网络 (Self-Organizing Local Linear)、自组织局部非线性神经网络 (Self-Organizing Local Non-Linear) 和 BP 神经网络 (Back Propagation). 训练时, 根据发动机实际运行工况进行数据筛选, 限定平均有效压力为 0~15 bar, 诱导时间积分为 0~1, 排气温度为 650~1 150 K, EGR 率为 0~20. 前馈神经网络模型自动寻优

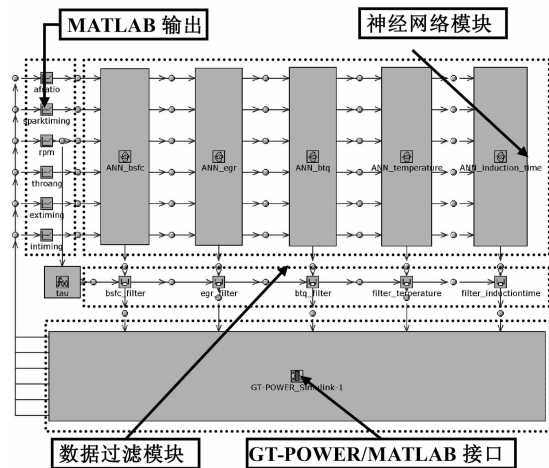


图 6 神经网络模型

Fig.6 Artificial Neural network model

时采用的神经元数为 16, 21, 26. 本文采用自动寻优与手动优化的方法, 通过计算测试值和预测值的相关系数以及训练误差选择最优模型. 限于篇幅, 只列出有效燃油消耗率的预测结果. 由图 7 可知, 神经网络的输出结果精度足够, 可用于进行下一步的优化计算.

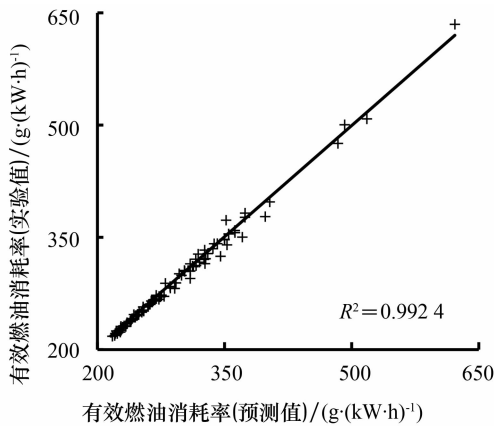


图 7 有效燃油消耗率的 ANN 预测值与实验值对比

Fig.7 The comparison of ANN prediction data and experiment data of bsfc

## 4 遗传算法优化

### 4.1 优化方案确定

本文确定了 2 种优化方案, 2 种方案的优化流程如图 8 所示. 方案 1 为 GT-Power 详细模型与 MATLAB 直接耦合优化, MATLAB 通过 GT-Power/MATLAB 接口直接调用 GT 模型, 将种群中每个个体的变量值传递给 GT 模型, GT 模型将计算结果反馈给 MATLAB, 并计算适应度函数值. 方案 2 则耦合神经网络简化模型与 MATLAB 进行遗传算法优化.

利用遗传算法进行优化计算时需要确定目标函数、等式约束条件和不等式约束条件. 现定义燃油消耗率  $f(x)$  为遗传算法的目标函数:

$$f(x) = (\alpha_{ETC}, \alpha_{IVO}, \alpha_{EVO}, \alpha_{ST}, \alpha_{AF}) \quad (14)$$

式中:  $\alpha_{ETC}$ ,  $\alpha_{IVO}$ ,  $\alpha_{EVO}$ ,  $\alpha_{ST}$  和  $\alpha_{AF}$  分别为节气门开度、进气门关闭正时、排气门开启正时、点火正时和空燃比. 优化算法即为求目标函数在约束条件下的最小值  $\min[f(x)]$ , 其中等式约束条件为:

$$T_{iq}(x) = T_{abj} \quad (15)$$

不等式约束条件为:

$$650 \leq T(x) \leq 1200 \quad (16)$$

$$0 \leq E_{EGR}(x) \leq 20 \quad (17)$$

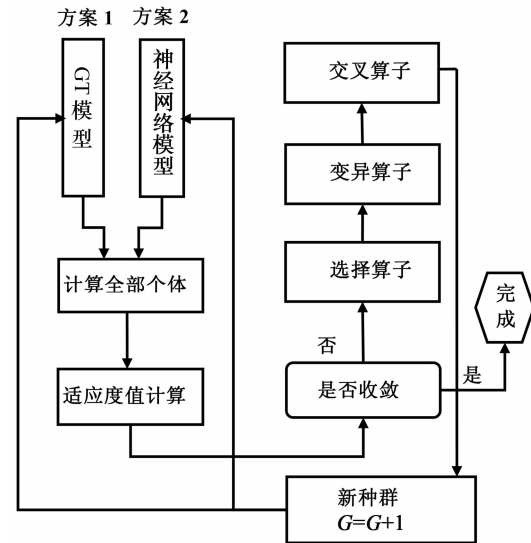


图 8 2 种方案的遗传算法优化流程

Fig.8 Genetic algorithm optimization process of two schemes

$$T \leq 1 \quad (18)$$

$$0 \leq \alpha_{ETC} \leq 90 \quad (19)$$

$$84 \leq \alpha_{IVO} \leq 114 \quad (20)$$

$$60 \leq \alpha_{EVO} \leq 90 \quad (21)$$

$$-25 \leq \alpha_{ST} \leq 0 \quad (22)$$

$$12.5 \leq \alpha_{AF} \leq 15.5 \quad (23)$$

式中:  $T_{abj}$  为目标扭矩;  $T(x)$  为排气温度;  $T$  为诱导时间积分. 式(19)~式(23)为自变量的变化范围.

遗传算法求解有约束优化问题时, 需将其转化为求解无约束问题. 本文借助外点罚函数法将目标函数和约束条件转化组成辅助函数, 把原来的约束问题转化为极小化辅助函数的无约束问题. 辅助函数即为遗传算法优化的适应度函数. 在构造约束条件的辅助函数时, 需要对所有的约束条件进行归一化处理. 本文等式约束归一化后的辅助函数为:

$$h(x) = 1 - T_{iq}(x)/T_{abj} \quad (24)$$

不等式约束条件归一化后的辅助函数为:

$$g_1(x) = 1 - T(x)/1200 \quad (25)$$

$$g_2(x) = -1 + T(x)/650 \quad (26)$$

$$g_3(x) = 1 - E_{EGR}/20 \quad (27)$$

$$g_4(x) = 1 - T \quad (28)$$

则遗传算法的适应度函数  $F(x)$  可表示为式(29), 其中  $\sigma$  为罚参数.

$$F(x) = f(x) + \sigma \left( \sum_{i=1}^4 [\max\{0, -g_i(x)\}]^2 + |h^2(x)| \right) \quad (29)$$

模型中选择算子采用随机联赛选择和精英主

义算法,以保持任何时刻产生的最优解都能存活到遗传算法结束,交叉算子采用单点交叉,变异算子采用随机突变,变异率为 25%。模型中最大运行代数设为 30,收敛判别准则为目标值的 0.2%。

#### 4.2 优化结果分析

为节省篇幅,本文只列举发动机以最小燃油消耗率为目标,在发动机转速为 3 500 r/min,扭矩为 89.5 N·m 工况下的优化过程。2 种方案的仿真计算结果如图 9、图 10 所示。在相同工况点下,方案 1 的优化时间大约需要 30 h,方案 2 的优化时间大约需要 6 min。结果表明,仿真优化后该工况下发动机的最低燃油消耗率分别为 244.7 g/(kW·h), 241.9 g/(kW·h)。

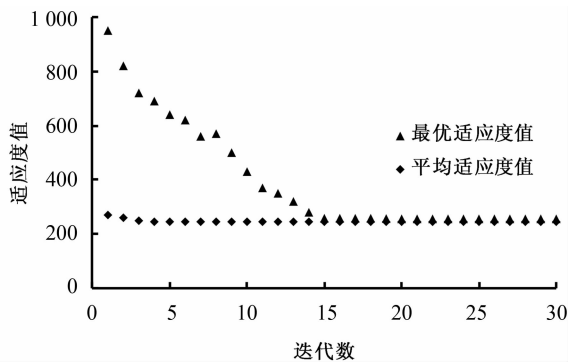


图 9 方案 1 仿真优化结果

Fig.9 The simulation optimization results of scheme 1

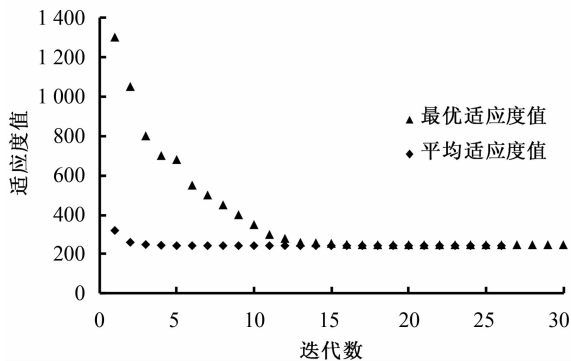


图 10 方案 2 仿真优化结果

Fig.10 The simulation optimization results of scheme 2

参考方案 2 仿真优化后的参数,通过搭建发动机试验台架,对优化方法进行验证和比较。标定时,通过增大点火提前角到出现轻微爆震,再推迟点火直到爆震消失,此时的点火提前角即为最优值。同时,通过调节进、排气正时和空燃比控制排气温度。发动机转速在 3 500 r/min 时的优化结果如图 11 所

示,由于发动机实际运转时受到执行机构灵敏度、工作稳定性及排放的限制,比油耗台架试验优化结果比仿真优化结果较高。台架试验优化后的燃油消耗率在扭矩为 122 N·m 时优化幅度最大,为 4.6%。

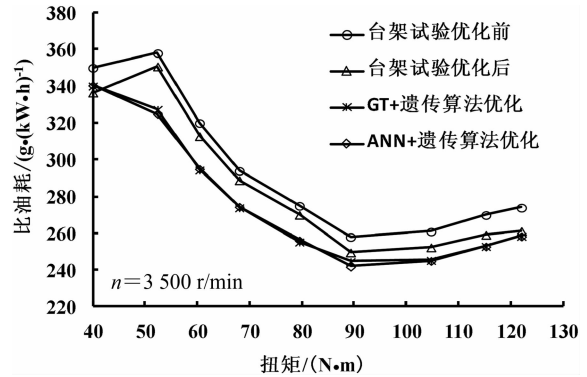


图 11 原机与优化后比油耗对比

Fig.11 The comparison between original engine and optimized results

优化计算时,方案 1 有较高的硬件要求且计算时间较长,与台架试验优化结果相比,最大误差为 6.6%。方案 2 受限于 ANN 模型的泛化能力,所以遗传算法优化时初始种群的适应度函数值较高,计算精度较方案 1 有所降低,相对于台架优化结果的最大误差为 7.3%。

## 5 结论

1)利用 GT-Power 详细仿真模型和 LHS 可以替代试验采集训练 ANN 模型的大量样本数据,有效降低了试验成本。

2)ANN 模型可以对 Atkinson 发动机性能进行有效预测。与 GT-Power 详细模型相比,二者优化结果的误差来源主要取决于 ANN 标定时的误差及其泛化能力。若试验条件允许,直接利用试验结果训练神经网络,ANN 模型将会更加准确。

3)本文通过方案 2 对 Atkinson 循环发动机操作变量进行合理优化,可以有效降低燃油消耗率。方案 2 较实测优化结果的最大误差率仅为 7.3%,且仿真优化时间最大节省约 322 倍。因此,方案 2 可以替代方案 1 对 Atkinson 循环发动机燃油消耗率进行优化,并具有实际的指导意义,避免了台架试验优化时的盲目性。

## 参考文献

[1] 邓元望,王兵杰,张上安,等.基于混沌遗传算法的 PHEV 能量

- 管理策略优化[J].湖南大学学报:自然科学版,2013,40(4):42-48.
- DENG Yuanwang, WANG Bingjie, ZHANG Shangan, *et al.* Optimization of energy management strategy of PHEV based on chaos-genetic algorithm[J].Journal of Hunan University: Natural Sciences,2013,40(4):42-48. (In Chinese)
- [2] MOHAMMAD Hassan Shojaeefard, MOJTABA Keshavarz. Mathematical modeling of the complete thermodynamic cycle of a new Atkinson cycle gas engine[J].Applied Thermal Engineering,2015,91:866-874.
- [3] 王森,赵金星,刘双寨,等.基于神经网络和遗传算法的Atkinson循环发动机几何压缩比优化[J].内燃机学报,2015,33(4):370-377.
- WANG Sen, ZHAO Jinxing, LIU Shuangzhai, *et al.* Optimization of geometrical compression ratio for an Atkinson cycle engine based on artificial neural network and genetic algorithm [J].Transactions of CSICE,2015,33(4):370-377. (In Chinese)
- [4] 李长江,张长禄,韩恺,等.柴油机高原喷油策略遗传算法优化及罚参数研究[J].内燃机学报,2015,33(3):250-256.
- LI Changjiang, ZHANG Changlu, HAN Kai, *et al.* Optimization of disel injection strategies at plateau with genetic algorithm and study of penalty parameters[J].Transactions of CSICE,2015,33(3):250-256. (In Chinese)
- [5] KESGIN U. Generic algorithm and artificial neural network for engine optimization of efficiency and NO<sub>x</sub> emission[J].Fuel,2004,83:895-901.
- [6] ALY H G, HAFEZ A E, AHMED H B. Application of neural networks for prediction and optimization of emissions and performance in a hydrogen fuelled direct injection engine equipped with in cylinder water injection[C]//SAE Paper. 2009-01-2684.
- [7] JOSE M A, FERNANDO A. Combining neural networks and genetic algorithms to predict and reduce diesel engine emissions [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2007,11:46-55.
- [8] 刘岳兵,王伟民,蔡志强,等. Atkinson循环汽油机热力学性能模拟开发及试验研究[J].内燃机工程,2016,19(2):49-53.
- LIU Yuebing, WANG Weimin, CAI Zhiqiang, *et al.* Thermodynamic performance simulation and test study on Atkinson cycle engine[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering,2016,19(2):49-53. (In Chinese)
- [9] MARIO E S Martins, THOMPSON D M Lanzasova. Full-load-miller cycle with ethanol and EGR; Potential benefits and challenges[J]. Applied Thermal Engineering,2015,90:274-285.
- [10] 刘铮,王建昕.汽车发动机原理教程[M].北京:清华大学出版社,2001:58-64.
- LIU Zheng, WANG Jianxin. The principle of automobile engine [M]. Beijing: Tsinghua University Press,2001:58-64. (In Chinese)
- [11] 何莉萍,李庆锋,丁舟波,等.基于模糊神经网络控制的汽车辅助再生制动系统研究[J].湖南大学学报:自然科学版,2014,41(10):35-41.
- HE Liping, LI Qingfeng, DING Zhoubo, *et al.* Research on the vehicle assist regenerative braking system based on the fuzzy neural network[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences,2014,41(10):35-41. (In Chinese)
- [12] 王旭,王宏,王文辉.人工神经网络原理与应用[M].沈阳:东北大学出版社,2007:22-25.
- WANG Xu, WANG Hong, WANG Wenhui. The principle and application of artificial neural network [M]. Shenyang, Northeastern University Press,2007:22-25. (In Chinese)
- [13] 李伟平,柳超,窦现东,等.油气悬架的不确定性多目标优化[J].湖南大学学报:自然科学版,2014,41(10):27-34.
- LI Weiping, LIU Chao, DOU Xiandong, *et al.* Multi-objective optimization based on uncertainty in hydro-pneumatic suspension[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences,2014,41(10):27-34. (In Chinese)
- [14] 周明,孙树栋.遗传算法原理及应用[M].北京:国防工业出版社,1996:4-10.
- ZHOU Ming, SUN Shudong. Principle and application of genetic algorithms [M]. Beijing: National Defence Industry Press,1996:4-10. (In Chinese)