

基于 BP 神经网络的电控单体泵柴油机标定方法

冯国胜¹, 贾素梅¹, 周 玮²

(1. 石家庄铁道大学 河北省交通安全与控制实验室, 石家庄 050043;
2. 北京理工大学 机械与车辆工程学院, 北京 100081)

摘要: 为了寻求电控单元与发动机的最佳匹配, 该文开发了基于 MPC555 的 HC4132UPS 电控单体泵柴油机台架标定平台, 借助台架标定正交试验获取样本数据。使用 BP 神经网络建立了柴油机稳态性能与控制参数间的数学模型, 进行了柴油机功率、油耗和排放与控制参数间的线性回归, 其输出响应的复相关系数都在 0.94 以上, 表明该网络具有很好的泛化能力及预测性能。将神经网络建立的数学模型作为性能优化的约束条件和目标函数, 采用遗传算法进行了优化。试验结果表明系统能完成标定数据的采集工作, 基于神经网络建模和遗传算法优化的标定方法是高效和可行的。

关键词: 柴油机, 神经网络, 遗传算法, 电控单体泵, 离线标定

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.15.004

中图分类号: TK411.5

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-15-0021-06

冯国胜, 贾素梅, 周 玮. 基于 BP 神经网络电控单体泵柴油机标定方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(15): 21-26.
Feng Guosheng, Jia Sumei, Zhou Wei. Calibration method for EUP diesel engine based on BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(15): 21-26. (in Chinese with English abstract)

0 引言

随着“低碳经济”时代的来临, 电控柴油机已成为车辆节能减排的首选动力装置。为进一步提高其性能, 越来越多的车用柴油机都开始采用更多的电子控制系统, 如电控燃油喷射系统、电控 EGR (exhaust gas recirculation)、电控增压系统等。然而车用柴油机电控系统的标定往往需要较长的周期和较高的成本, 原机的标定方法是通过大量柴油机实机试验, 获得全部测试方案下柴油机对应的性能, 然后根据试验的结果处理计算出相应的数据并制成报表曲线, 试图找出不同工况下满足要求的最佳控制量。为了减少试验量, 提高参数标定的精度, 最新发展的方向是基于模型的标定技术。

Alonso 等研究了人工神经网络在柴油机过程模型中的应用^[1-5]。Senff 等研究了遗传算法等方法优化柴油发动机运行参数的可行性问题^[6-10], 研究表明, 不同的优化方法与发动机工况相结合, 在较短的时间内达到了降低排放和燃油消耗的目的。吴建营、倪计民等利用 Matlab 软件中的 MBC 工具箱对两款高压共轨柴油机电控系统参数进行经济性标定优化, 有效地提高了车用柴油机电控系统的标定质量和效率^[11-12]。刘传宝等进行了电控柴油机离线标定系统的研究, 基于模型标定工具箱 MBC 对某柴油机的 EGR 率进行了离线优化标定, 减少了试验工作量和试验费用^[13-15]。

本文以电控单体泵柴油机为研究对象, 基于 MPC555 和 LabVIEW 开发了多通道数据采集系统, 构建了电控单体泵柴油机台架标定平台, 提出应用正交试验建立样本数据库, 采用神经网络建立发动机性能与控制参数间的数学模型, 将其作为性能优化的约束条件和目标函数, 采用遗传算法进行优化的基于模型的标定方法, 并通过试验验证该方法的有效性, 以期嵌入微处理器实现电控参数的在线实时优化标定研究提供参考。

1 标定平台系统设计

发动机台架标定平台主要由河北华北柴油机有限责任公司生产的电控单体泵柴油机 HC4132UPS、奥地利 AVL 公司的 AVL4000 五组分分析仪、凯迈洛阳机电有限公司的 FST 2D 发动机测控系统和 CW 2608 电涡流测功机、上海内燃机研究所的 FCM-D 油耗测量仪和作者基于 MPC555 开发的数据采集系统等组成^[16], 发动机标定系统如图 1 所示。

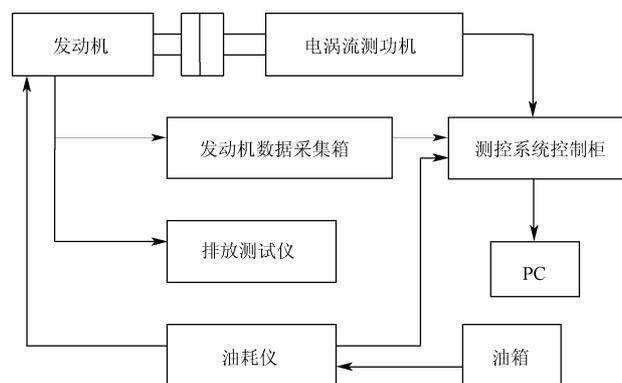


图 1 数据采集及标定系统

Fig.1 Data collecting and calibration system

收稿日期: 2011-11-29 修订日期: 2012-05-21

基金项目: 河北省科技计划项目 (10212118D) 资助; 河北省自然科学基金项目 (E2009000925) 资助

作者简介: 冯国胜 (1962-), 男, 博士, 教授, 主要从事车辆现代设计理论与方法、内燃机电控技术、计算机测试控制技术研究。石家庄 石家庄铁道大学河北省交通安全与控制实验室, 050043. Email: fgs2005@126.com

1.1 数据采集

下位机采用 MPC555 微处理器，在 Metroworks 公司开发的 CodeWarrior for PowerPC(R) 集成开发环境下完成软件设计。根据系统需求设计了凸轮轴转速和曲轴转速信号滤波电路，温度、压力和油门踏板位置等模拟信号处理电路，CAN 总线通讯硬件接口电路和电源电路。上位机使用测控软件开发平台 LabVIEW，通过二次开发实现与下位机通信，实现发动机参数的实时采集和同步存储，CAN 程序发送和接受发动机的转速、油门等信号，用于汽车系统控制。

模拟信号的采集使用 MPC555 的双队列模数转换模块 (QADC, queue analog to digital converter)，其初始化主要是对状态寄存器和控制寄存器进行设置，包括关闭引脚上拉电阻，设置中断水平，中断使能。另外还要配置转换控制字 (CCW, conversion control word)，转换控制字可以方便地选择所要转换的端口。凸轮轴转速和曲轴转速信号使用输入转换/输入捕捉时钟处理单元功能模块 (NITC, new Input transform and capture)，其初始化要设置通道数、通道优先级、上升/下降沿选择、最大计数值等参数，计算频率时需要考虑计数器溢出情况。队列串行多通道模块 (QSMCM, queue serial multi channel module) 的串口初始化配置波特率为 9 600，串口中断请求为 level5，中断使能，完成采集多路模拟信号和数字信号，进行转换后发送到串口，以使用 LabVIEW 读取和保存，图 2 是采集程序流程图。

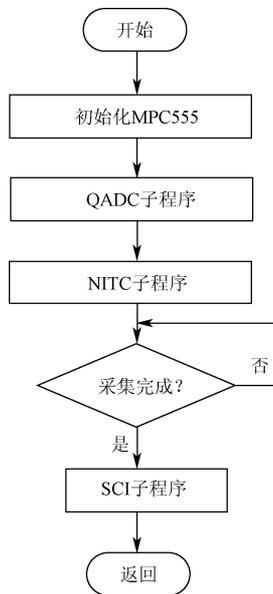


图 2 数据采集流程图
Fig.2 Data collecting flow chart

1.2 LabVIEW 程序设计

美国 National Instruments 公司的 LabVIEW 是当前主流的测控软件开发平台，图形化的编程语言和丰富的软硬件资源极大地提高了测控系统的开发效率。本系统用 LabVIEW 完成串口读取和数据存储的工作。

1.2.1 串口接收数据程序的设计

VISA (virtual instrument software architecture) 是 NI 公司开发的一种用来与各种仪器总线进行通信的高级应用编程接口。VISA 提供了简单易用的控制函数集，可以完成串口的配置和读取。使用 VISA 配置串口，VISA 资源名称为 COM1，波特率为 9 600，无奇偶校验，数据比特为 8，程序框图如图 3 所示。

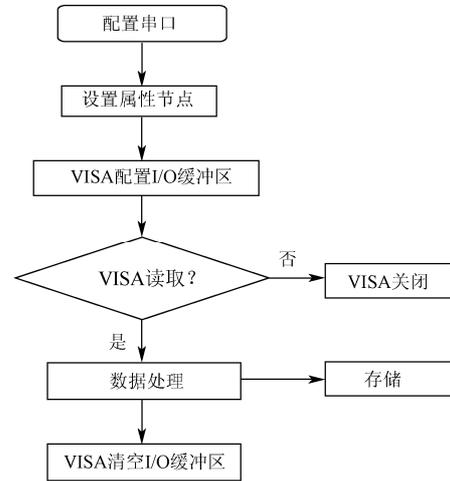


图 3 VISA 读取串口流程图
Fig.3 VISA read serial port flow chart

1.2.2 数据存储程序的设计

通过局部变量将读取的各个通道值存入数组，然后使用数组至电子表格字符串转换节点将需要存储的数组转换为字符串，再与获取日期/时间字符串节点通过一个连接字符串节点相连，最后写入文本文件实现数据的存储。

2 神经网络建模

电控单体泵柴油机的工作原理是通过控制电磁阀的通电时间来控制喷油时间，通过控制电磁阀的通电时间长短来控制喷油脉宽。因为控制参数对柴油机性能的影响是有规律性的，可以利用 BP 神经网络的学习功能和非线性映射能力，将这些参数对柴油机的影响以网络模型的形式表达出来。即首先通过试验，取得这些因素对柴油机各种性能影响的试验结果^[17]，作为神经网络的训练样本，通过训练可获得这些因素与柴机性能之间的非线性关系模型。神经网络的输入量是油门开度、转速、喷油脉宽及喷油时间，输出量为功率、燃油消耗量、氮氧化物和颗粒物排放量。

2.1 稳态标定样本数据的获取

在实际运行中，发动机大多工作在相对稳定的状态下，因此获取柴油机稳态工况下的最佳控制参数是柴油机电控参数标定的基础。稳态工况要标定的参数主要是喷油脉宽和喷油提前角。对电控单元 (ECU, electronic control unit) 脉谱图的每一个节点进行试验优化，所花费的时间长且成本非常高。而通过试验设计，选择最有效的点进行测试，则可以在较短的时间内以较低的成本得

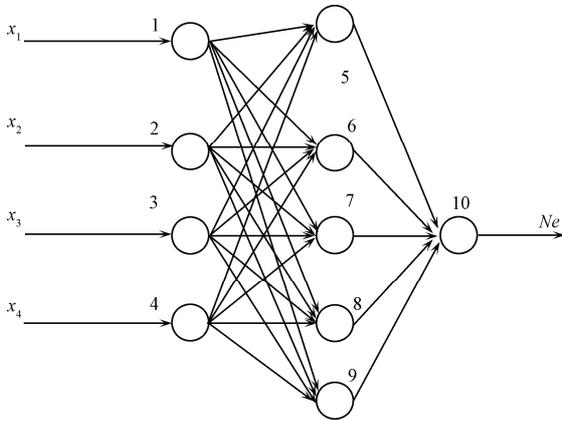
到较大的收益。依据国家检测部门对 HC4132UPS 柴油机的性能检测和前期相关研究^[18]，在不同的工况区段选用正交表来设计样本，正交试验因子水平见表 1。

表 1 正交试验因子水平表
Table 1 Factor level of orthogonal test

因子水平	转速/(r·min ⁻¹)	油门开度/%	喷油脉宽/(°)	喷油时间/(°)
水平 1	1 000	34	5.25	8.60
水平 2	1 100	38	5.60	7.80
水平 3	1 200	42	5.90	6.90
水平 4	1 300	45	6.20	6.10

2.2 BP 神经网络模型的建立

将多种转速、油门位置、喷油脉宽，喷油时间作为网络输入，测得的相应功率 N_e 、燃油消耗量 G_b 、氮氧化物 NO_x 和颗粒物 PM (以消光系数表示) 作为网络的输出，建立的网络模型为 4-5-1，如图 4 所示。



注：节点 1~4 为输入层，输入参数 $x_1 \sim x_4$ 分别为转速、油门位置、喷油脉宽，喷油时间；节点 5~9 为隐含层；节点 10 为输出层，这里输出参数 N_e 为发动机有效功率（也可以是 G_b 、 NO_x 和 PM ）。

图 4 功率的网络结构图
Fig.4 Power network structure

依正交表 1 设计的学习样本为 16 个，通过学习，不断调节连接权值 w_{ij} ，可得到满足精度要求的权值。该 BP 网络的神经元特性为^[19]

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

柴油机的输出功率 N_e 可表示为

$$f_{N_e}(x) = 100 \times \frac{1}{1 + e^{-x(10)}} \quad (2)$$

式中， $f_{N_e}(x)$ 为网络输出功率，kW；100 为数据尺度反变换系数， $x(10)$ 为节点 10 的总输入。

$$x(10) = \sum_{j=5}^9 w_{i-j} \cdot \frac{1}{1 + e^{-x(j)}} \quad (3)$$

$$x(j) = \sum_{i=1}^4 w_{i-j} \cdot x_i \quad (4)$$

同理可得到不同连接权值的燃油消耗量 f_{G_b} 、氮氧化物 f_{NO_x} 和颗粒物 f_{PM} 的数学表达式。

在选定的 16 个样本中，1/4 用来测试，1/4 用来确证，剩下的 1/2 用来训练网络，利用 Matlab 程序可以等间隔的选取出数据。分别将训练误差、确证误差和测试误差曲线在同一幅图中绘出，可以更加直观的观察到的过程，训练过程如图 5 所示。

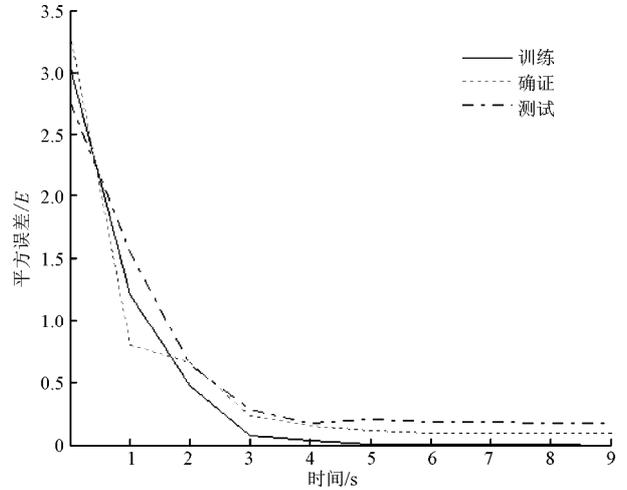


图 5 BP 网络训练过程图
Fig.5 Training procedure chart of BP network

图 5 中，测试样本集用来检测网络的训练结果，对网络结构产生反馈。确证样本集用于通过该集合中样本的训练误差来确定最终的权值和阈值。训练样本集用于计算网络性能的梯度，以便更新网络的权值和阈值。平方误差指实际输出 y_j 与期望输出 t_j 间最小方差

$$E = \frac{1}{2} (t_j - y_j)^2$$

将所有的数据通过网络后，对网络输出和相应的目标进行线性回归^[20]。柴油机功率的线性回归如图 6 所示。柴油机功率、燃油消耗量、氮氧化物和颗粒物的线性回归数学表达式分别为

$$A_{N_e} = 1.021T - 0.0093 \quad R = 0.995 \quad (5)$$

$$A_{G_b} = 0.791T + 0.1050 \quad R = 0.942 \quad (6)$$

$$A_{NO_x} = 0.979T + 7.3210 \quad R = 0.966 \quad (7)$$

$$A_{PM} = 1.02T - 0.00285 \quad R = 0.987 \quad (8)$$

式中， A_{N_e} 、 A_{G_b} 、 A_{NO_x} 、 A_{PM} 分别为归一化网络输出的功率 (kW)、燃油消耗量 (kg/h)、氮氧化物和颗粒物； T 为目标值； R 为响应的相关性指标即复相关系数。

从训练过程和柴油机性能的数学表达式可以看出，测试集合误差和确证集合误差有相似的性质，输出对目标的跟踪比较好，响应的相关性指标复相关系数 R 值都在 0.94 以上。网络测试结果的相对误差都非常小，因此网络具有很好的泛化能力和性能预测能力。

训练合格的 BP 网络，可以用来计算不同输入下的输出，即实现从输入空间到输出空间的非线性映射。由于网络训练合格后，相应的权值矩阵、阈值矢量及传递函数已存入文件中，在进行优化时只需把这些变量重新加载到工作空间即可。

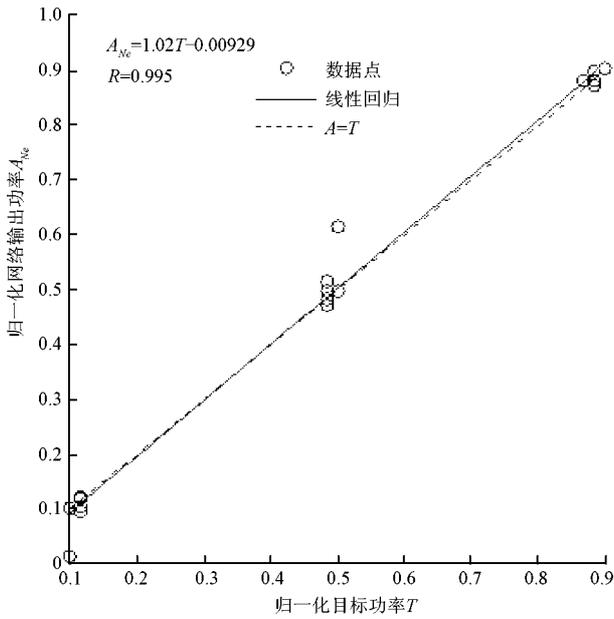


图 6 功率的线性回归
Fig.6 Linear regression of power

3 遗传算法优化

3.1 优化模型的建立

标定对象 HC4132UPS 电控单体泵柴油机已通过了国家检测部门的检测，达到了国III排放标准。为验证标定平台数据采集系统的有效性和神经网络建模及遗传算法优化进一步提高柴油机性能的可行性，优化目标定为燃油消耗量，优化变量为喷油脉宽和喷油时间；即通过标定喷油脉宽和喷油时间使发动机在每一个工况点上，在满足约束条件的前提下，达到最低燃油消耗量^[21-23]。

经济性优化问题数学模型为

$$\begin{aligned} & \min f_{Gb}(x_1, x_2, x_3, x_4) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} x \in X = \{x \in R^n\}, \\ g_1(x) = f_{Ne}(x_1, x_2, x_3, x_4) - f_{NeT} \geq 0 \\ g_2(x) = f_{NO_xT} - f_{NO_x}(x_1, x_2, x_3, x_4) \geq 0 \\ g_3(x) = f_{PMT} - f_{PM}(x_1, x_2, x_3, x_4) \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

式中， x_1, x_2, x_3, x_4 分别为转速、油门位置、喷油脉宽，喷油时间， $x \in X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ ， f_{NeT} ， f_{NO_xT} ， f_{PMT} 为某一工况点功率、氮氧化物和颗粒物神经网络模型的目标输出，参见式(2)。本次优化变量为喷油脉宽和喷油时间，优化目标为燃油消耗量，功率、氮氧化物和颗粒物为约束条件。局部约束为发动机物理约束，由发动机每工况点的技术要求确定，包括最高排气温度和峰值燃烧压力。

3.2 优化算法

为了得到 Pareto 最优解，对染色体进行遗传算法运算时有时会获得不可行的后代，因此为了满足约束，选择使用惩罚策略来解决产生不可行解的问题。这里构造带有惩罚项的适应度函数，采用了加法形式^[24-28]

$$val(x) = f_{Gb}(x) + p(x) \quad (10)$$

式中， x 为染色体； $p(x)$ 为惩罚项。

$$\begin{cases} p(x) = 0, x \text{可行} \\ p(x) = \sum_{i=1}^3 r_i g_i > 0, x \text{不可行, 极大化问题} \\ p(x) = \sum_{i=1}^3 r_i g_i < 0, x \text{不可行, 极小化问题} \end{cases}$$

式中， r_i 为约束的可变惩罚系数， g_i 为相应的约束条件。
在开始优化之前，根据最高排气温度和峰值燃烧压力的限制，定义每工况的喷油脉宽和喷油时间的取值范围。经过多次调试，可变惩罚系数取 $r_1=0.2, r_2=0.65$ 。终止进化代数 $G=150$ ，最终确定遗传算法的运行参数：交叉概率 $pc=0.6$ ，变异概率 $pm=0.1$ 。

样本输入以油门开度为 34%，转速 1 000 r/min 的工况点为例，样本归一化处理后对应的 $x_1=0.0001$ ， $x_2=0.0001$ 。

在 Matlab 环境下，设计了神经网络建模和遗传算法程序，计算程序框图如图 7 所示。

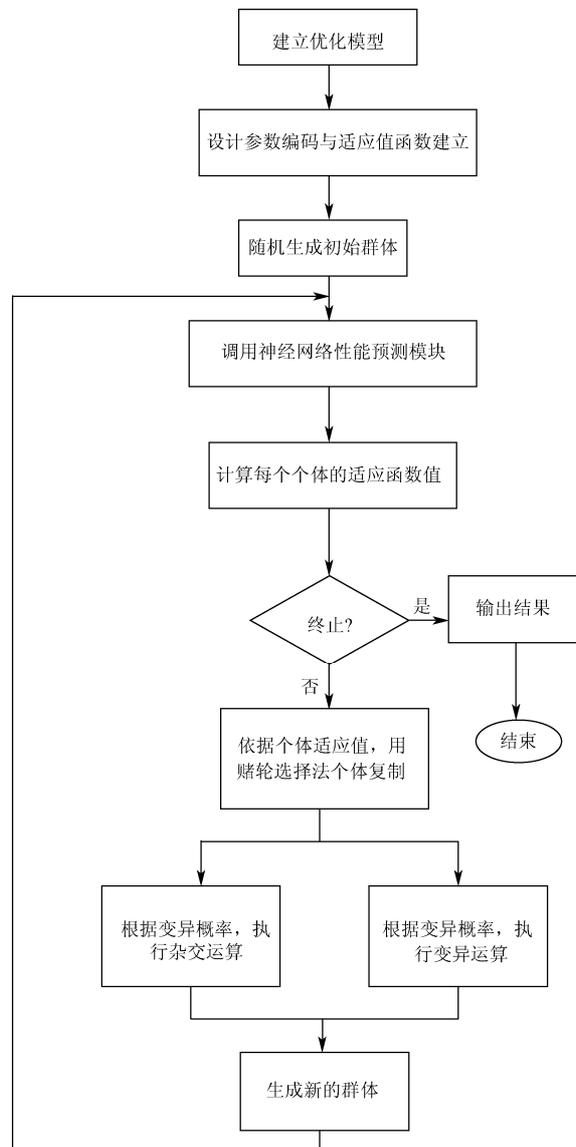


图 7 遗传算法计算流程图
Fig. 7 Flow chart of GA calculation

运行 Matlab 程序进行仿真，经过 100 步迭代可得最佳样本的二进制编码串：BestS=10001110000101010111，即当 $x_3=0.1884$ ， $x_4=0.8335$ 时，适应度函数具有极大值，极大值为 MaxValue=-3.7624，遗传算法寻优跟踪如图 8。

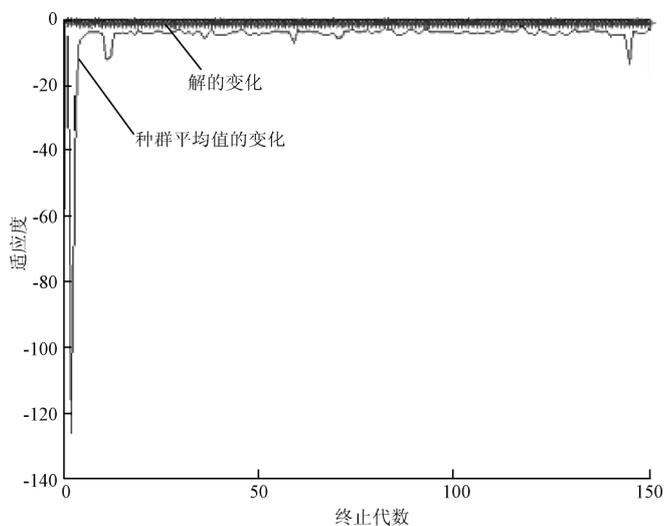


图 8 遗传算法寻优跟踪图

Fig.8 Track chart of GA search optimization

试验结果表明柴油机的动力性、燃油经济性和排放输出与优化前原机标定结果的比较见表 2。从表中可见，遗传算法寻优使得电控单体泵柴油机的性能在原机的基础上得到了提高，即在满足排放的要求下，燃油油耗量可进一步降低。用此种方法可获得所有工况点的喷油脉宽和喷油时间的 MAP 数据，完成发动机的标定工作。

表 2 优化前后的试验结果比较

Table 2 Test result compare (optimization vs original)

	油门开度 /%	转速/ (r·min ⁻¹)	喷油脉 宽/(°)	喷油时 间/(°)	功率/ kW	油耗量/ (kg·h ⁻¹)	光吸收系 数/m ⁻¹
优化前	34	1 000	5.25	8.6	4.49	3.96	0.07
优化后	34	1 000	5.14	8.5	4.50	3.84	0.06
差值	—	—	—	—	0.01	-0.12	-0.01

注：以油门开度 34%，转速 1 000 r/min 为例。

4 结 论

1) 基于 MPC555 和 Lab VIEW 开发的多通道数据采集系统，构建了电控单体泵柴油机台架标定平台，并进行了稳态工况电控参数的标定试验，获得了神经网络训练样本。

2) 利用试验中获取的试验数据建立了基于 BP 神经网络的发动机性能与控制参数间的数学模型，从训练过程和柴油机性能的线性回归数学表达式可知，相关性指标复相关系数 R 值都在 0.94 以上，因此网络具有很好的泛化能力和性能预测能力。

3) 通过构建标定平台和试验验证可知基于神经网络模型和遗传算法优化的标定方法与传统的标定方法相比，可以有效提高车用发动机电控系统的标定质量和效率。

[参 考 文 献]

- [1] Alonso J M, Alvarruiz F, Desantes J M, et al. Combining neural networks and genetic algorithms to predict and reduce diesel engine emissions [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(1): 46—55.
- [2] Brzozowska L, Brzozowski K, Nowakowski J. An application of artificial neural network to diesel engine modelling[C]//3rd IEEE Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS 2005.
- [3] Ghobadian B, Rahimi H, Nikbakht A M. Diesel engine performance and exhaust emission analysis using waste cooking biodiesel fuel with an artificial neural network[J]. Renewable Energy, 2009, 34(4): 976—982.
- [4] Herrero J. Improved control of electronic diesel injection by means of neural networks[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, ICIT 2004.
- [5] Thomas W, Mohamed A. HiL-calibration of SI engine cold start and warm-up using neural real-time model[C]// SAE Paper 2004-01-1362
- [6] Senff F, RuBe P. Genetic Algorithm-Based, On-Line Optimization of a Speed Controller for a Combustion Engine[C]// SAE Paper 2005 -01-0039.
- [7] Malikipoulos A A, Assanis D N, Papalambros P Y. Real-time, self-learning optimization of diesel engine calibration[C]// 2007 Fall Technical Conference of the ASME Internal Combustion Engine Division, USA.
- [8] Castagné M, Bentolila Y, Chaudoye F, et al. Comparison of engine calibration methods based on design of experiments (DoE)[J]. Oil and Gas Science and Technology 2008, 63(4): 563—582.
- [9] Hiroyasu T. Reduction of heavy-duty diesel engine emission and fuel economy with multi-objective genetic algorithm and phenomenological model[C]//SAE Paper, 2005-01-0531.
- [10] Malikipoulos A A, Papalambros P Y, Assanis D N. A learning algorithm for optimal internal combustion engine calibration in real time[C]//2007 Proceedings of the ASME International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, DETC2007.USA
- [11] 吴建营, 杨福源, 陈小讯, 等. 共轨柴油机基于模型标定方法应用研究[J]. 车用发动机, 2006(3): 24—27.
Wu Jianying, Yang Fuyuan, Chen Xiaoxun, et al. Application study of model-based calibration method for common rail diesel engine[J]. Vehicle Engine, 2006(3): 24—27. (in Chinese with English abstract)
- [12] 倪计民, 杨挺然, 杨健, 等. 基于模型的高压共轨柴油机电控参数优化[J]. 内燃机工程, 2008, 26(1): 6—10.
Ni Jimin, Yang Tingran, Yang Jian, et al. Optimizing electrical control parameters of common rail diesel engine by model-based method[J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 2008, 26(1): 6—10. (in Chinese with English abstract)
- [13] 刘传宝, 张洪涛. 电控柴油机离线标定系统的研究[J]. 汽车工程, 2009, 31(6): 503—506.

- Liu Chuanbao, Zhang Hongtao. A study on the offline calibration system for electronically controlled diesel engine[J]. *Automotive Engineering*, 2009, 31(6): 503—506. (in Chinese with English abstract)
- [14] Rolfsmeier A, Richert J, Leinfellner R. A new calibration system for ECU development[C]//SAE Paper 2003-01-0131.
- [15] Vossoughi C R, Rezazadeh S. Development of integrated computer environment for optimization of engine management system calibration[C]//SAE Paper 2004-01-1158.
- [16] 邓伟, 冯国胜, 王超. 电控发动机多通道数据采集系统开发[J]. *内燃机*, 2011(1): 10—12.
Deng Wei, Feng Guosheng, Wang Chao. The development of multichannel data acquisition system for electronic-controlled engine[J]. *Internal Combustion Engines*, 2011(1): 10—12. (in Chinese with English abstract)
- [17] 周玮. 电控单体泵柴油机优化标定方法研究[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2010.
Zhou Wei. Research on Optimization and Calibration of Electric Control EUP Diesel Engine[D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [18] GB3847-2005. 车用压燃式发动机和压燃式发动机汽车排气污染物排放限值及测量方法[S]. 北京: 中国环境科学出版社, 2005.
- [19] 冯国胜, 杨绍普, 程京平. 基于神经网络的柴油机性能建模[J]. *内燃机学报*, 2005, 23(2): 182—186.
Feng Guosheng, Yang Shaopu, Cheng Jingping. Modeling for diesel engine performance based on neural network[J]. *Transactions of CSICE*, 2005, 23(2): 182—186. (in Chinese with English abstract)
- [20] 飞思科技产品研发中心. MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [21] 白向东, 刘福水, 李向荣, 等. 柴油机排放的遗传算法优化[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. (in Chinese with English abstract)
- [22] 李国岫. 车用发动机电控系统优化标定方法的研究[J]. *柴油机设计与制造*, 2005, 14(1): 7—10.
Li Guoxiu. Study of calibration and optimization of electronic control system for automotive engine[J]. *Design and Manufacture of Diesel Engine*, 2005, 14(1): 7—10. (in Chinese with English abstract)
- [23] 安利强, 杨福源, 李进, 等. 电控单体泵柴油机关键 MAP 的匹配与标定[J]. *车用发动机*, 2004(8): 20—23.
An Liqiang, Yang Fuyuan, Li Jin, et al. Matching and calibration of the key MAP for diesel engines with electronic control unit pump system[J]. *Vehicle Engine*, 2004(8): 20—23. (in Chinese with English abstract)
- [24] Montgomery D T. An investigation into optimization of heavy-duty diesel engine operating parameters when using multiple injections and EGR [D]. Madison, USA: University of Wisconsin-Madison, 2000.
- [25] Hiroyasu H. Multi-objective optimization of diesel engine emissions and fuel economy using genetic algorithms and phenomenological model[C]//SAE Paper 2002-01-0778
- [26] Hiroyasu H, Miao H. Genetic algorithms optimization of diesel engine emissions and fuel efficiency with swirl, EGR, injection timing and multiple injections[C]//SAE Paper 2003-01-1853.
- [27] 曾日波. Matlab 遗传算法优化工具箱的应用[J]. *兵工自动化*, 2005(6): 120—122.
Zeng Ribao. Application of genetic algorithm toolbox based on Matlab[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2005(6): 120—121. (in Chinese with English abstract)
- [28] Haupt R L, Haupt S E. Practical genetic algorithms[M]. New York: John Wiley and Sons, ISBN0 471-18873-5, 1998.

Calibration method for EUP diesel engine based on BP neural network

Feng Guosheng¹, Jia Sumei¹, Zhou Wei²

(1. Hebei Province Laboratory of Traffic Safety and Control, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

2. School of Mechanical and Vehicular Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to seek the better match between ECU (electronic control unit) and engine, the calibration test bench of HC4132UPS was developed based on MPC555. The sampling data was obtained by orthogonal experiment in test bench calibration. Using BP neural network, the mathematical model between control parameters and steady-state performance was built. The linear regression between the control parameters and power, fuel consumption and emissions was processed. The multiple correlation coefficient of output response was large than 0.94. The results showed that the network had good generalization ability and forecast performance. Using the neural network mathematical model as the constraints and objective function of performance optimization, the calibration was optimized by genetic algorithm. The experiment results show that this system can complete the collection of calibration data, and the calibration method based on neural network model and genetic algorithm is efficient and feasible.

Key words: diesel engine, neural network, genetic algorithm, electronic unit pump, offline calibration