

面向燃烧闭环控制的天然气掺氢发动机 CA50 预测

段浩¹, 曾笑笑², 尹晓军¹, 胡二江¹, 曾科¹

(1. 西安交通大学 能源与动力工程学院, 西安 710049; 2. 同济大学 汽车学院, 上海 201804)

摘要: 为探究提高发动机效率和降低排放的方法, 开展了燃烧闭环控制关键参数 CA50 对天然气掺氢混合燃料(HCNG) 发动机燃烧和排放影响的试验研究, 并基于试验结果对 CA50 进行统计分析。利用粒子群优化反向传播神经网络(PSO-BPNN)算法对 CA50 进行预测, 并探究了混合策略优化对 PSO-BPNN 模型预测性能的影响。结果表明, CA50 对 HCNG 发动机的燃烧特性和排放有显著影响; CA50 服从正态分布, 不存在自相关, 可作为燃烧闭环控制的反馈参数; 通过 PSO-BPNN 方法建立的 CA50 预测模型具有较高的预测性能和良好的泛化能力, 平均绝对误差为 0.25°C A, 相关系数大于 0.997; 混合策略可在不降低预测精度的情况下显著提高模型的收敛速度, CPU 运行时间最多可缩短 73.02%。

关键词: 燃烧闭环控制; 燃烧特性; 粒子群优化; 人工神经网络; 天然气掺氢

中图分类号: TK431

文献标志码: A

Key Parameter CA50 Prediction of Hydrogen-enriched Compressed Natural Gas Engine for Combustion Closed-loop Control

DUAN Hao¹, ZENG Xiaoxiao², YIN Xiaojun¹, HU Erjiang¹, ZENG Ke¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: To explore the method of improving engine efficiency and reducing emissions, the impact of combustion closed-loop control key parameters CA50 on the combustion and emissions of a hydrogen-enriched compressed natural gas (HCNG) engine was experimentally studied, and CA50 based on the experimental results was statistically analyzed. Meanwhile, the particle swarm optimization (PSO) back-

propagation neural network (BPNN) algorithm was applied to the prediction of CA50, and the influence of hybrid strategy optimization on the performance of PSO-BPNN model was investigated. Results show that: CA50 has a significant impact on the combustion characteristics and emissions of the HCNG engine; CA50 obeys the normal distribution and has no auto-correlation, so it can be used as the feedback parameter of combustion closed-loop control; the CA50 prediction model established by PSO-BPNN method has the high prediction performance and good generalization ability, with the average absolute error of 0.25°C A and the correlation coefficient of more than 0.997; the hybrid strategy can significantly improve the convergence speed of the model without reducing prediction accuracy, with the CPU running time reduced by up to 73.02%.

Keywords: combustion closed-loop control; combustion characteristics; particle swarm optimization (PSO); artificial neural network; hydrogen-enriched compressed natural gas (HCNG)

随着“双碳”目标的提出, 减碳成为我国汽车工业的新课题, 这也给天然气(CNG)汽车的发展提出了新的挑战。氢气是一种零碳燃料, 具有燃烧范围广^[1]、燃烧速度快^[2-3]、燃烧产物清洁等特点。研究表明, 在天然气中掺混一定比例的氢气, 形成天然气掺氢混合燃料(HCNG), 可以有效降低 CNG 发动机的碳排放^[4-5], 同时改善稀燃能力^[6]和热效率^[7]。

为进一步提高 HCNG 发动机的综合性能, 废气再循环策略^[8-9]、掺加添加剂^[10-11]等方案被提出。燃烧相位是决定发动机能否实现高效、稳定燃烧的重要因素, 对其进行合理优化也是提高发动机性能的重要措施^[12-13]。对于火花点火发动机, 燃烧相位的精

收稿日期: 2024-09-28

基金项目: 国家自然科学基金(52176131)

第一作者: 段浩, 助理教授, 工学博士, 主要研究方向为发动机控制系统开发、内燃机燃烧与排放等。

E-mail: walry@xjtu.edu.cn

通信作者: 尹晓军, 助理教授, 工学博士, 主要研究方向为氢内燃机、转子发动机。E-mail: yinxj213@xjtu.edu.cn



论文
拓展
介绍

确控制主要通过点火正时来实现。然而,现有发动机大多使用电子控制单元开环逻辑来控制发动机的喷射参数,燃烧控制没有信号反馈能力,难以对燃烧相位进行实时调节。因此,有必要对发动机燃烧的闭环控制策略进行深入研究,以实现发动机精益燃烧。Ibrahim等^[14]提出了一种基于燃烧噪声估计和压力控制的发动机燃烧闭环控制策略,并在柴油机上进行了试验验证,成功实现了燃烧噪声的反馈控制。Guardiola等^[15]则在双燃料燃烧发动机中将缸内压力作为反馈参数,稳态测试结果满足预期,并消除了进气压力等干扰因素的影响。Passenbrunner等^[16]设计了一种用于转速和扭矩动态控制的数据驱动方法,可直接从数据中识别控制参数,实现发动机的闭环控制。

闭环控制通过一系列传感器实现参数或信号的反馈,给发动机带来了不可忽视的成本。考虑到传感器的安装和密封也会影响发动机的稳定性,寻找其他的燃烧相位估计方法来实现燃烧过程的实时控制将大有裨益。近年来,机器学习和智能算法逐渐应用于发动机参数预测领域^[17-20],取得了令人满意的结果。Anh等^[21]引入人工神经网络来预测生物柴油发动机的性能和排放特性,预测准确率达到95%。Mehra等^[22]建立了用于预测HCNG发动机扭矩的人工神经网络预测模型,相关系数高达0.9997。Wang等^[23]采用人工神经网络和多项式函数建立了发动机性能和排放的预测模型,并利用遗传算法和鱼群算法进行优化,获得了合适的燃烧控制参数。

机器学习方法广泛应用于发动机性能预测,为基于仿真计算的发动机燃烧闭环控制策略开发提供了先决条件。对于反馈参数的预测模型,必须保证准确性、泛化能力和计算效率,从而实现了对发动机运行状态准确、实时的反馈。然而,现有的发动机参数预测研究在预测精度和计算效率等方面仍显不足,限制了其应用于发动机燃烧闭环控制的可行性。因此,在一台HCNG发动机上开展了试验研究,以评估发动机关键燃烧特性参数对燃烧和排放的影响;同时,采用粒子群优化神经网络方法建立了关键燃烧特性参数预测模型,并通过不同的混合策略对模型进行优化,以期HCNG发动机燃烧闭环控制策略的发展提供理论依据和数据支撑。

1 试验平台

试验用HCNG发动机基于潍柴WP6NG240E50

天然气发动机改进,主要参数见表1。

表1 发动机主要参数

Tab.1 Main parameters of the engine

名称	参数
排量/L	6.75
气缸数	6
压缩比	11.5:1.0
缸径/mm	105
行程/mm	130
额定功率/kW	177
额定转速/(r·min ⁻¹)	2300

图1所示为HCNG发动机试验平台。CNG和H₂在燃料罐中混合,并通过在线燃料混合系统对HCNG的掺氢比进行反馈控制,混合后通过进气管喷入气缸。发动机电控单元采用WOODWARD公司开发的OH2.0系统,可对发动机控制参数和运行参数进行实时调整。采用CW260电涡流测功机监测发动机转速和输出扭矩,测量精度分别为0.1%和0.4%。空气流量采用Toceil20N100114LI型热空气质量流量计测量。发动机排放和燃空比(Φ)通过HORIBA公司生产的MEXA-7100DEGR气体排放检测系统进行测量。此外,Kistler KiBox燃烧分析仪用于缸内燃烧压力的实时监测和其他燃烧特征参数的分析。

表2给出了HCNG发动机稳态标定试验条件。考虑到实际应用的便利性和与缸内燃烧过程的相关性,采用体积掺氢比对HCNG的掺混比例进行表征。试验中,HCNG的体积掺氢比为0%、20%和40%(分别记为CNG、20%HCNG和40%HCNG)。以等效比CNG消耗量(BSFC, g·kWh⁻¹)为例,对试验结果进行不确定性分析。结果显示:当BSFC的最大值为2329.53 g·kWh⁻¹时,扩展不确定度为21.75 g·kWh⁻¹,仅为最大值的0.93%,表明误差符合要求。

2 基于混合策略的粒子群优化反向传播神经网络算法

反向传播神经网络(BPNN)具有信号正向传播和误差反向传播的特点^[24],其随机分配的初始权重和阈值导致学习效率低、收敛速度慢,甚至产生陷入局部极值的现象。因此,为了提高BPNN模型的预测性能,采用2种混合策略(杂交策略和自然选择策略)优化粒子群优化(PSO)算法^[25],并将其应用于对BPNN拓扑中初始权值和阈值的优化,形成了2种

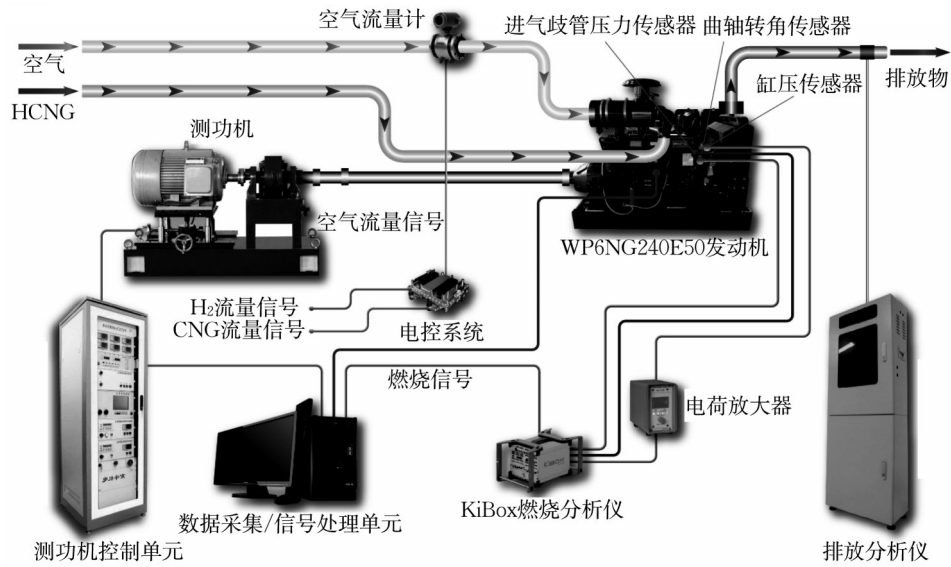


图1 HCNG发动机试验平台示意

Fig.1 Schematic diagram of HCNG engine test platform

表2 试验条件

Tab.2 Test conditions

名称	范围
转速/(r·min ⁻¹)	2 000
进气歧管压力(MAP)/kPa	50
燃空比	0.548~0.930
点火正时/°CA ATDC (after top dead center)	-46~-10 (步长:2°CA)

基于混合策略的粒子群优化反向传播神经网络(HyPSO-BPNN)方法。

2.1 基于杂交策略的混合粒子群优化(CrPSO)

CrPSO算法借鉴了遗传算法中的杂交概念。在每次迭代中,根据杂交率选取指定数量的粒子放入杂交池,池内的粒子随机两两杂交,产生同样数目的子代粒子,并用子代粒子代替父代粒子,子代粒子的位置和速度分别由父代粒子的位置和速度计算所得。假设初始化粒子数量为 N ,搜索空间维数为 D ,最大迭代次数为 M 。如图2a所示,CrPSO算法实现步骤如下:

(1) 随机设置各个粒子的初始速度 $v_{i,j}(1)$ 和位置 $x_{i,j}(1)$,其中 i 表示第 i 个粒子, j 表示第 j 维搜索空间,1表示第1代粒子。

(2) 评价每个粒子的适应度,将粒子的位置和适应度存储在个体极值 p_{best} 中,并将所有 p_{best} 中最佳适应度的个体位置和适应度存储在全局极值 g_{best} 中。

(3) 更新粒子位置 $x_{i,j}(t+1)$ 和速度 $v_{i,j}(t+1)$:

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1),$$

$$i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, D \quad (1)$$

$$v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] +$$

$$c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)] \quad (2)$$

式(1)、(2)中: t 为当前迭代次数; $x_{i,j}(t)$ 和 $v_{i,j}(t)$ 分别为第 $(t-1)$ 次迭代后第 i 个粒子在第 j 维搜索空间中的位置和速度; $x_{i,j}(t+1)$ 和 $v_{i,j}(t+1)$ 分别为第 t 次迭代后第 i 个粒子在第 j 维搜索空间中的位置和速度; r_1, r_2 为0~1之间的随机数; c_1, c_2 为学习因子,通常取值范围为0~4; ω 为惯性权重; $p_{i,j}$ 为第 i 个粒子在第 j 维搜索空间中的个体极值; $p_{g,j}$ 为第 j 维搜索空间中的全局极值。

(4) 将每个粒子的适应度与粒子的最优位置进行比较,若接近则将当前值作为粒子的最优位置,比较当前所有的 p_{best} 和 g_{best} ,更新 g_{best} 。

(5) 根据杂交概率选取指定数量的粒子,并将其放入杂交池,池中的粒子随机两两杂交产生同样数目的子代粒子。子代的位置和速度的计算式为:

$$n_x = z m_{x1} + (1 - z) m_{x2} \quad (3)$$

$$n_v = \frac{m_{v1} + m_{v2}}{|m_{v1} + m_{v2}|} |m_v| \quad (4)$$

式中: n_x, n_v 分别表示子代粒子的位置和速度; m_{x1}, m_{x2} 分别表示子代粒子的2个父代粒子的位置; z 为0~1之间的随机数; m_{v1}, m_{v2} 分别表示子代粒子的2个父代粒子的速度; m_v 表示子代粒子的速度。

(6) 当算法达到停止条件时,停止搜索并输出结果,否则返回第(3)步继续搜索。

2.2 基于自然选择策略的混合粒子群优化(NaPSO)

NaPSO算法借鉴了自然选择的机理。如图2b所示,该算法实现步骤与CrPSO算法实现步骤类似,仅第(5)步不同:在每次迭代中,根据粒子群适应

度将粒子群排序,用群体中最好的一半粒子替换最差的一半,同时保留原来每个个体所记忆的历史最优值。

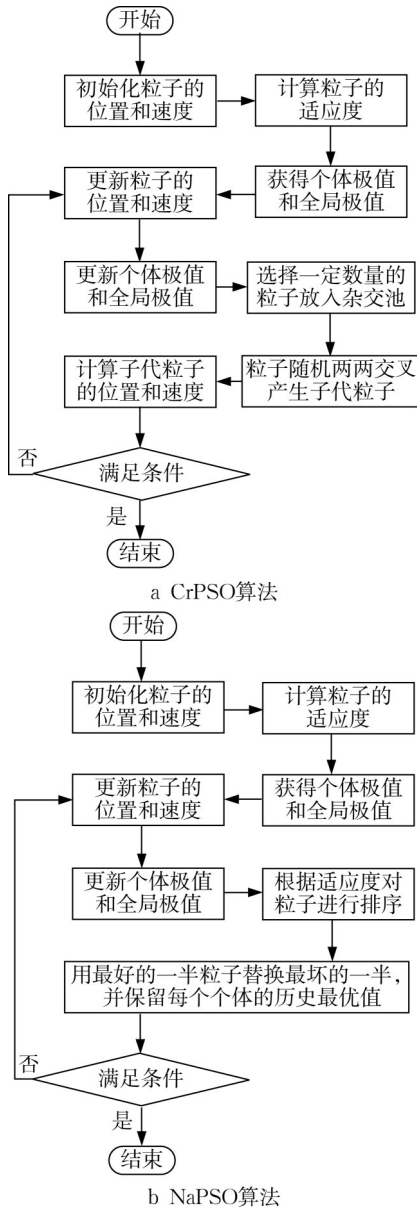


图 2 HyPSO 算法流程

Fig.2 Process of HyPSO algorithms

3 燃烧闭环控制关键参数选择

为了实现 HCNG 发动机的燃烧闭环控制,必须准确地反馈关键参数。本节通过试验研究了燃空比 0.625、不同掺氢比和点火正时下缸内累积放热量达到 50% 时所对应的曲轴转角 CA50 对发动机燃烧和排放的影响,并详细论证了 CA50 作为反馈控制参数的可行性。

3.1 CA50 对发动机燃烧和排放的影响

图 3 所示为不同掺氢比下 HCNG 发动机缸压峰值 p_{max} 随 CA50 的变化。可以看出,随着 CA50 的延迟, p_{max} 逐渐降低。CA50 延迟意味着燃烧相位推迟,发生在膨胀冲程的燃烧过程增多,导致缸压峰值降低。同时,随着掺氢比的增加,缸压峰值增大,体现了掺氢的强化燃烧作用。当点火正时为 $-30^{\circ}\text{CA ATDC}$ 时, CNG、20% HCNG 和 40% HCNG 燃料对应的 CA50 分别为 $16.04^{\circ}\text{CA ATDC}$ 、 $8.84^{\circ}\text{CA ATDC}$ 和 $4.33^{\circ}\text{CA ATDC}$,而相应的缸压峰值分别为 17.56、21.73、25.0 bar (1 bar=0.1 MPa)。显然,随着掺氢比的增加,混合气的燃烧速度增大,燃烧状态提前,发生在上止点附近的燃烧过程更多,燃烧等容度提高,有利于气缸内燃烧温度和压力的提升。

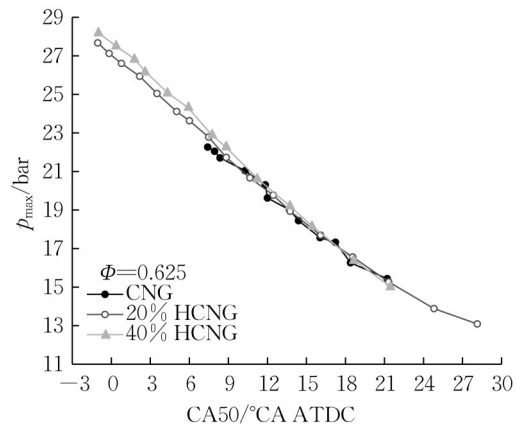


图 3 p_{max} 随 CA50 的变化

Fig.3 p_{max} versus CA50

不同掺氢比下 HCNG 发动机的输出扭矩 T 与 CA50 之间的关系见图 4。由图 4 可见,随着 CA50 的提前,输出扭矩先增大后减小。这是因为燃烧状态提前有利于输出扭矩的增加,但燃烧状态太早导致在压缩冲程发生更多的燃烧过程,从而增加了压缩负功,不利于输出扭矩的增加。因此,存在一个最佳 CA50,使得气缸内的燃烧条件达到最佳,此时输出扭矩也最大。此外,在恒定的 CA50 下,输出扭矩随着掺氢比的增加而增大,主要原因在于掺氢能够有效提高混合气的燃烧速率。

图 5 所示为不同掺氢比下 CA50 对 HCNG 发动机 BSFC 的影响。当掺氢比一定时,随着 CA50 的增加,BSFC 先减小后增大。CA50 提前意味着燃烧状态也提前,燃烧等容度提高,有利于输出功率的增加和 BSFC 的降低。当 CA50 过于提前时,燃烧过早,压缩负功增大,发动机功率减小,燃油消耗增加;当

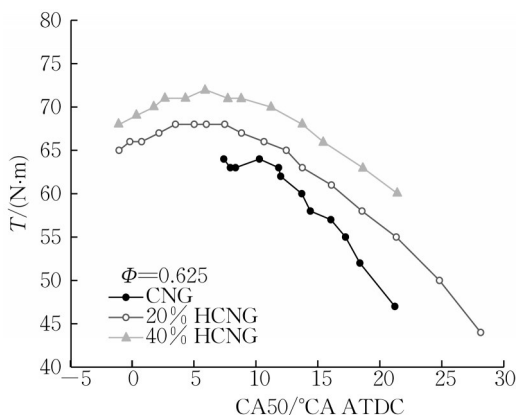


图4 T 随 CA50 的变化
Fig.4 T versus CA50

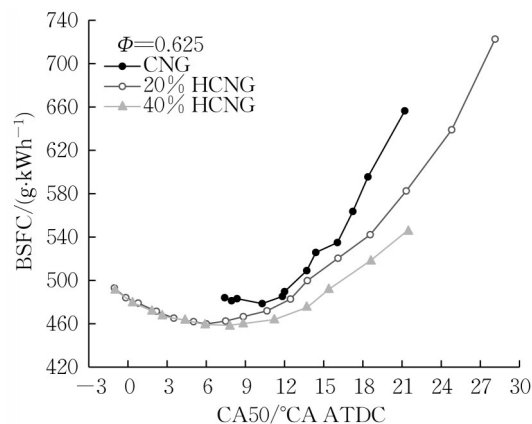


图5 BSFC 随 CA50 的变化
Fig.5 BSFC versus CA50

CA50 过于滞后时,燃烧过晚,发生在膨胀冲程的燃烧过程更多,更大的换热面积和更高的缸内温度使得发动机热损失增加,燃料利用率下降。同时,随着掺氢比的增大,BSFC降低。这是因为更多的氢气使得混合气的燃烧速度更大,缸内温度和压力更高,进而提高了燃烧效率。

图6所示为不同掺氢比下HCNG发动机的排放特性。由图6a可知,NO_x比排放BSNO_x随CA50的延迟而减小。NO_x排放主要取决于缸内温度。CA50延迟,燃烧状态推后,缸内温度降低,有利于NO_x的减少。随着掺氢比的增加,缸内的燃烧增强,缸内压力和温度增加,导致BSNO_x增加。

CO和CH₄都是由不完全燃烧产生的,因而CO

比排放(BSCO)和CH₄比排放(BSCH₄)的大小在一定程度上能够反映燃烧效率的高低。由图6b,c可见,随着CA50的提前,CO和CH₄排放总体均呈现下降趋势。CA50的提前能够增强缸内燃烧过程,缸内燃烧更加完全,排气温度也相应提高,有利于未燃烧的CO和CH₄在排气过程中进一步氧化。研究表明,CA50与点火时刻正相关^[26],当点火过早时,CA50提前过多,缸内温度和压力较低,不利于混合气着火,燃烧不完全现象增多,造成CO和CH₄排放增加。此外,BSCO和BSCH₄均随掺氢比的增加而减小。由于氢的淬灭效应,因此混合气淬灭距离减小,未燃气减少;同时,掺氢后缸内燃烧温度峰值升高,燃烧更加完全,进一步减少CO和CH₄的排放。

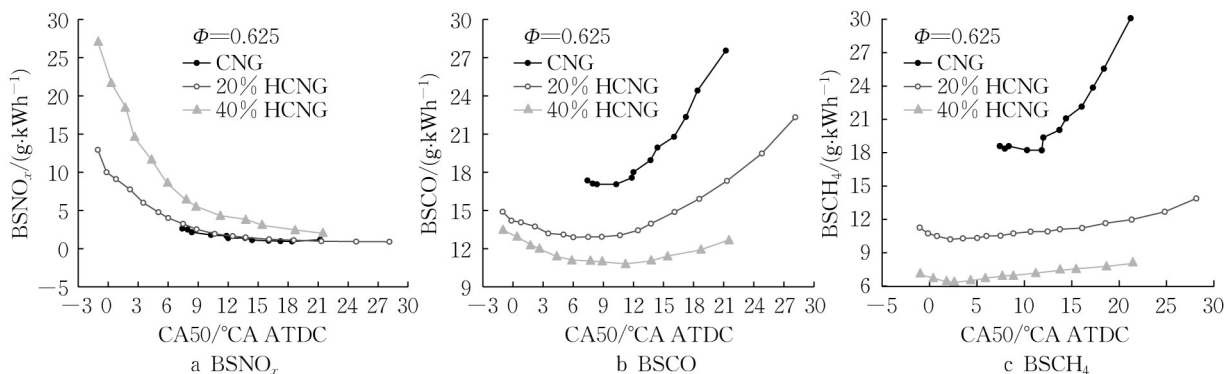


图6 排放随 CA50 的变化
Fig.6 Emissions versus CA50

综上,HCNG发动机的燃烧和排放特性与CA50密切相关。

3.2 CA50的统计学分析

通常,利用机器学习方法建立预测模型时,要求数据服从正态分布,即其样本均值和方差相互独立,以便更好地进行统计推断和假设验证。图7所示为

CA50随点火正时 θ_{st} 变化的统计直方图。可以看出,CA50随点火正时的变化遵循正态分布,表明CA50可以用于机器学习方法建模。

在设计燃烧闭环控制系统时,还需要对所选择的反馈信号进行自相关测试。本文选择点火正时为 $-14^{\circ}\text{CA ATDC}$ 的工况进行分析。回归图被广泛应

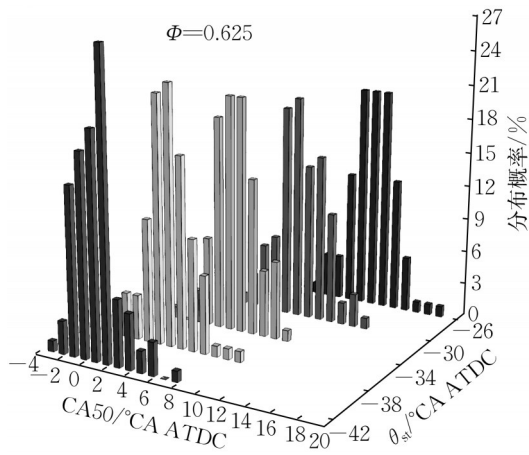


图7 CA50的分布概率

Fig.7 Distribution probability of CA50

用于非线性数据的结构评估,图8所示为按时间序列绘制的CA50回归图。CA50_i和CA50_{i+1}分别表示第*i*和(*i*+1)个燃烧循环的CA50。试验中每个工况记录的连续循环次数为100,因此*i*的取值范围为1~99。CA50_i和CA50_{i+1}线性拟合曲线的相关系数仅为-0.070,表明CA50不存在一阶自相关。因此,使用CA50作为燃烧闭环控制的反馈信号是可行的。

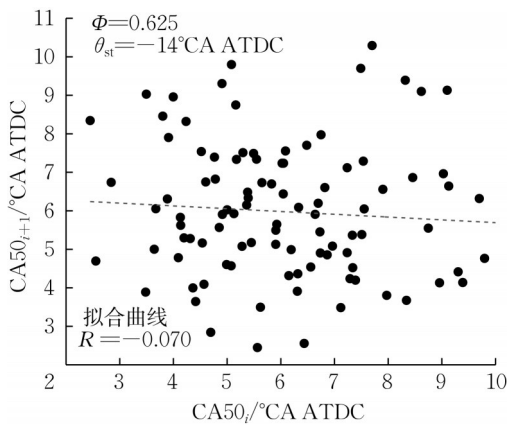


图8 CA50的一阶自相关性

Fig.8 First order autocorrelation of CA50

由于在燃烧控制系统中无法直接控制CA50信号,因此有必要找到与其对应的易于调整的参数。图9所示为CA50与点火正时之间的关系。可以看出,随着点火正时的提前,CA50基本呈现出线性减小的趋势,意味着2个参数具有强烈的一一对应关系。

总之,CA50对HCNG发动机的燃烧和排放有着显著影响,同时CA50服从正态分布且不存在自相关,因此可被选择作为燃烧闭环控制过程中的反馈信号。可以通过实时调节点火正时来控制CA50的大小,从而实现对燃烧过程的反馈控制。

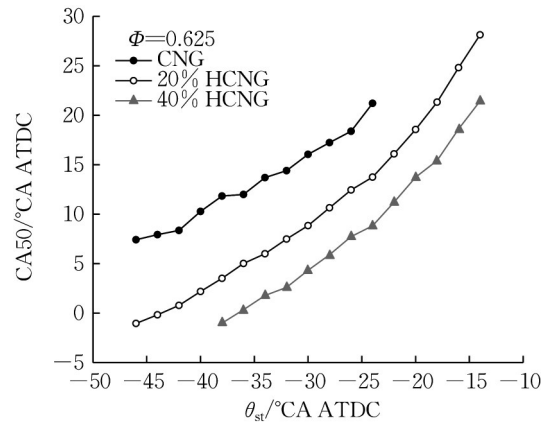


图9 CA50随θ_{st}的变化

Fig.9 CA50 versus θ_{st}

4 燃烧闭环控制关键参数的预测分析结果

由3节分析可知,选择CA50作为燃烧闭环控制关键参数,从而实现对燃烧过程的反馈控制是可行的。另一方面,必须尽可能地提高机器学习模型的预测性能,从而为燃烧闭环控制提供更精准、实时的关键参数反馈。

采用PSO-BPNN方法建立了CA50预测模型。通过一对状态参数(如发动机转速和进气歧管压力)和一对运行参数(如点火正时和燃空比)可以大致确定发动机的运行状态。考虑到试验中发动机转速和进气歧管压力是固定的,且掺氢比对发动机性能有很大影响,因此选择燃空比、点火正时以及掺氢比作为自变量。

本文所采用的数据集由HCNG发动机稳态标定试验获得。选择328组有效试验数据作为训练集、80组数据作为测试集。表2给出了试验工况范围。为消除量纲、变量自身变异和数值大小的影响,比较不同变量之间的相对作用,需要对数据进行量纲一处理。本文采用归一化方法将预处理数据限制在0~1范围内,处理方法如下:

$$y = \frac{y_{\text{original}} - y_{\text{min}}}{y_{\text{max}} - y_{\text{min}}} \quad (5)$$

式中: y_{original} 为原始数据; y 为归一化后的数据; y_{max} 和 y_{min} 分别为原始数据的最大值和最小值。

同一隐含层数量(N_h)下,预测模型均重复建模10次。对于PSO-BPNN方法所建立的CA50预测模型,其平均绝对误差和相关系数统计分布如图10所示。图中,框内的圆圈表示指标的平均值,框的上/下限分别表示指标的第3/第1个四分位数,框外

的上/下限分别表示指标的最大值/最小值。

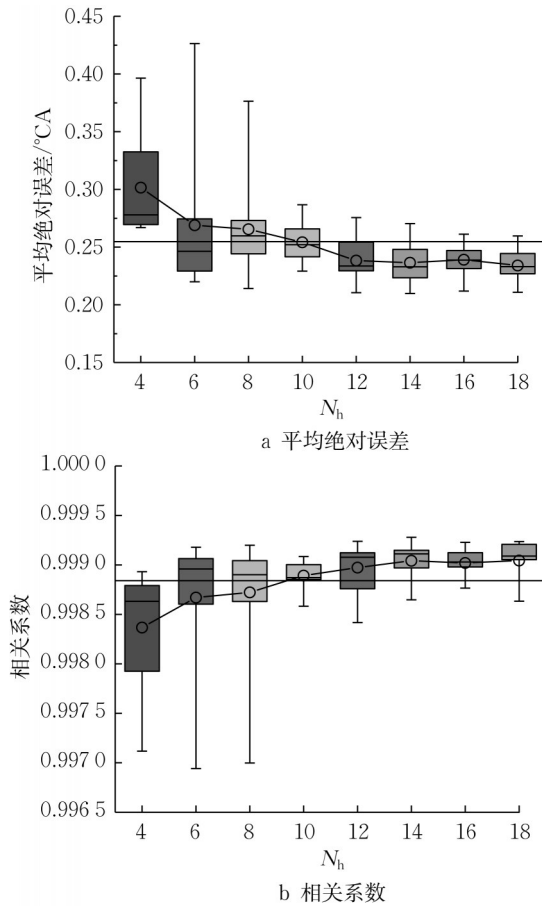


图10 平均绝对误差和相关系数随 N_h 的变化 (PSO-BPNN)

Fig.10 Mean absolute error and correlation coefficient versus N_h (PSO-BPNN)

平均绝对误差越接近零,模型的精度就越高。由图10可见,PSO-BPNN模型的平均绝对误差均值仅为 0.25°CA ,表明PSO-BPNN方法可以很好地预测HCNG发动机的CA50,具有较高的预测精度。通常,若相关系数的绝对值大于0.8,则可认为因变量和自变量之间存在强相关性。显然,PSO-BPNN模型的相关系数均大于0.997,意味着预测模型的相关性很高,具有优良的泛化能力。此外,随着隐含层数量的变化,PSO-BPNN模型的预测性能和相关性显示出较大差异。

表3所示为由PSO-BPNN、CrPSO-BPNN和NaPSO-BPNN方法所建立的模型的性能指标统计分析结果。为比较不同BPNN算法的收敛速度和计算效率,考察了建模过程所消耗的CPU运行时间 t_c 。由表3可知,随着 N_h 的增加,模型的预测性能和泛化能力逐渐增强,稳定性也得到了提高。对于CrPSO-

BPNN方法,当 $N_h=4$ 时,平均绝对误差均值为 0.293°CA ,而当 $N_h=18$ 时,平均绝对误差均值下降到 0.224°CA ;当 $N_h=4$ 时相关系数均值为0.99851,而当 $N_h=18$ 时则增加到0.99916。然而, t_c 均值随 N_h 的改变没有太大变化,且不存在明显规律。此外,使用混合策略优化后,模型的平均绝对误差均值和相关系数均值几乎保持不变,而建模时间明显缩短。与PSO-BPNN模型相比,CrPSO-BPNN和NaPSO-BPNN模型的 t_c 均值分别缩短了52.65%和73.02%。这表明,基于混合策略的PSO-BPNN方法在保证预测性能不变的同时,可以大大提高模型的收敛速度和计算效率。

表3 不同BPNN模型的统计分析结果

Tab.3 Statistical analysis results of different BPNN models

因变量/ $^\circ\text{CA}$ ATDC	建模方法	N_h	平均绝对误差 均值/ $^\circ\text{CA}$	相关系数 均值	t_c 均值/s
CA50	PSO-BPNN	4	0.297	0.99844	41.91
		6	0.266	0.99873	42.85
		8	0.246	0.99896	43.07
		10	0.244	0.99899	45.28
		12	0.255	0.99890	47.23
		14	0.238	0.99896	43.91
		16	0.237	0.99907	43.75
		18	0.233	0.99909	43.73
		均值		0.252	0.99889
	CrPSO-BPNN	4	0.293	0.99851	20.23
		6	0.268	0.99872	20.90
		8	0.259	0.99881	21.08
		10	0.235	0.99902	20.46
		12	0.245	0.99897	20.78
		14	0.226	0.99909	20.80
		16	0.224	0.99915	21.26
		18	0.224	0.99916	21.04
		均值		0.247	0.99893
NaPSO-BPNN	4	0.309	0.99825	11.28	
	6	0.260	0.99884	11.36	
	8	0.250	0.99890	11.76	
	10	0.250	0.99892	12.07	
	12	0.231	0.99908	12.11	
	14	0.231	0.99905	11.79	
	16	0.228	0.99912	12.59	
	18	0.216	0.99920	11.96	
	均值		0.247	0.99892	11.87

图11所示为最优NaPSO-BPNN模型的CA50预测结果。可以看出,最优NaPSO-BPNN模型的相关系数高达0.99917,意味着该模型具有优良的泛化能力。同时,CA50的预测值与试验值非常接近,最大平均绝对误差仅为 0.91°CA ,表明最优NaPSO-BPNN模型具有较高的预测精度。

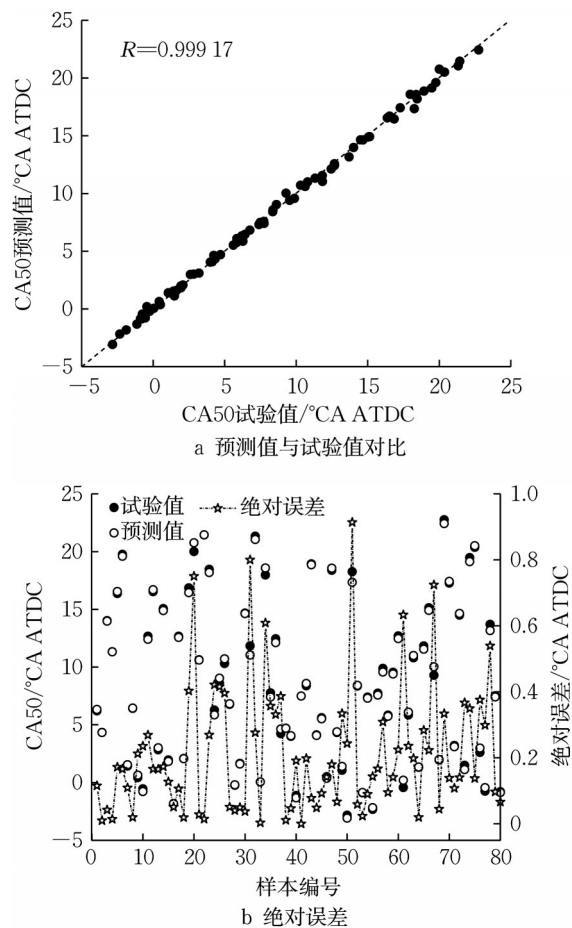


图11 最优NaPSO-BPNN模型的CA50预测结果

Fig.11 CA50 prediction results of the optimal NaPSO-BPNN model

5 结语

(1) CA50对HCNG发动机的燃烧和排放影响显著。随着CA50的提前,缸压峰值增加,扭矩先增大后减小,BSFC先减小后增大; NO_x 排放增加, CO 和 CH_4 排放先减小后增大。统计分析结果显示,CA50服从正态分布,且不存在自相关。此外,CA50和点火正时存在一一对应的线性关系。因此,可以选择CA50作为燃烧闭环控制的反馈参数。

(2) 利用PSO-BPNN方法,以燃空比、点火正时和掺氢比为自变量建立CA50预测模型,平均绝对误差均值为 0.252°CA ,相关系数均值大于0.997,表明模型具有较高的预测性能和良好的泛化能力。利用混合策略优化PSO-BPNN方法,可以在不降低模型预测精度的情况下显著提高模型的收敛速度。例如,NaPSO-BPNN模型的 t_c 均值比PSO-BPNN模型的减少了73.02%。

HCNG发动机运行过程中,可利用预测模型实

时反馈CA50的预测值,并通过协同优化掺氢比、燃空比等参数来调节点火正时,进而控制CA50达到预期水平,确保发动机的高效稳定运行。未来可融合大数据、人工智能等技术,针对CA50预测模型精度与适应性的提升开展进一步研究,实现更智能、更精确的发动机燃烧闭环控制,推动HCNG发动机技术发展与应用。

作者贡献声明:

段浩:撰写与修改论文,预测模型搭建和发动机台架试验开展。

曾笑笑:参与发动机台架试验,文献分析与解释。

尹晓军:试验数据整理和数据图绘制,参与论文修改。

胡二江:参与选题和试验设计。

曾科:提供选题和试验指导。

参考文献:

- [1] MIAO H, LU L, HUANG Z. Flammability limits of hydrogen-enriched natural gas [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2011, 36(11): 6937.
- [2] HU E, HUANG Z, HE J, *et al.* Experimental and numerical study on laminar burning characteristics of premixed methane-hydrogen-air flames [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2009, 34(11): 4876.
- [3] CAI X, WANG J, BIAN Z, *et al.* Self-similar propagation and turbulent burning velocity of $\text{CH}_4/\text{H}_2/\text{air}$ expanding flames: effect of Lewis number [J]. Combustion and Flame, 2020, 212: 1.
- [4] 孙菲.“双碳”目标下掺氢燃气发电的现状与思考[J].当代石油石化, 2023, 31(2): 40.
SUN Fei. Current situation and thinking of hydrogen blending in gas power generation under “Dual Carbon” goals [J]. Petroleum & Petrochemical Today, 2023, 31(2): 40.
- [5] 周承商,黄通文,刘煌,等.混氢天然气输氢技术研究进展[J].中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(1): 31.
ZHOU Chengshang, HUANG Tongwen, LIU Huang, *et al.* Research progress of hydrogen transport technology for blended hydrogen natural gas [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2021, 52(1): 31.
- [6] MUNSHI S R, NEDELCO C, HARRIS J, *et al.* Hydrogen blended natural gas operation of a heavy duty turbocharged lean burn spark ignition engine[R]. Detroit:SAE, 2004.
- [7] MA F, LIU H, WANG Y, *et al.* Combustion and emission characteristics of a port-injection HCNG engine under various ignition timings[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2007, 33(2): 816.
- [8] HUANG B, HU E, HUANG Z, *et al.* Cycle-by-cycle variations in a spark ignition engine fueled with natural gas-hydrogen blends combined with EGR[J]. International Journal

- of Hydrogen Energy, 2009, 34(19): 8405.
- [9] ANAS R, ZIRU W, ROOPESH M K, *et al.* Effect of hydrogen addition on combustion, performance and emission of stoichiometric compressed natural gas fueled internal combustion engine along with exhaust gas recirculation at low, half and high load conditions[J]. Fuel, 2021, 304: 121358.
- [10] AISOSA B O, ESHORAME S S, JEROME A I, *et al.* Experimental optimization of engine performance of a dual-fuel compression-ignition engine operating on hydrogen-compressed natural gas and Moringa biodiesel[J]. Energy Reports, 2021, 7: 607.
- [11] MAMUNI A, AKSHAYA R K, SAMIRAN S. A review on the effect of engine performance and emission characteristics of C. I. engine using diesel-biodiesel-additives fuel blend [J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 51: 2224.
- [12] RAMSAY C, DINESH R K, FAIRNEY W, *et al.* A numerical study of a compression ignition engine operating with constant volume combustion phase: effects of constant volume phase on combustion performance and emissions [J]. Fuel, 2020, 280: 118657.
- [13] FANG C, OUYANG M, TUNESTAL P, *et al.* Closed-loop combustion phase control for multiple combustion modes by multiple injections in a compression ignition engine fueled by gasoline-diesel mixture[J]. Applied Energy, 2018, 231: 816.
- [14] IBRAHIM H, YUN Y W. Closed-Loop combustion noise limit control for modern diesel combustion modes [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(4): 1.
- [15] GUARDIOLA C, PLA B, BARES P, *et al.* Closed-loop control of a dual-fuel engine working with different combustion modes using in-cylinder pressure feedback [J]. International Journal of Engine Research, 2020, 21(3): 13.
- [16] PASSENBRUNNER T E, FORMENTIN S, SAVARESI S, *et al.* Direct data-driven control of internal combustion engine test benches using closed-loop experiments [C]// Decision and Control (CDC), 2012 IEEE 51st Annual Conference on IEEE. Piscataway: IEEE, 2012: 3765-3770.
- [17] PAN Z, WENZHI G, YONG L, *et al.* Misfire detection of diesel engine based on convolutional neural networks [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 235(8): 2148.
- [18] CHEN W, PAN J, ZUO Q, *et al.* Combustion performance improvement of a diesel fueled Wankel stratified-charge combustion engine by optimizing assisted ignition strategy [J]. Energy Conversion and Management, 2020, 205: 112324.
- [19] LIN S W, YING K C, CHEN S C, *et al.* Particle swarm optimization for parameter determination and feature selection of support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35: 1817.
- [20] DUAN H, HUANG Y, MEHRA K R, *et al.* Study on influencing factors of prediction accuracy of support vector machine (SVM) model for NO_x emission of a hydrogen enriched compressed natural gas engine [J]. Fuel, 2018, 234: 954.
- [21] ANH H T, SANDRO N, HWAI O C, *et al.* A review on application of artificial neural network (ANN) for performance and emission characteristics of diesel engine fueled with biodiesel-based fuels[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2021, 47: 101416.
- [22] MEHRA K R, DUAN H, LUO S, *et al.* Experimental and artificial neural network (ANN) study of hydrogen enriched compressed natural gas (HCNG) engine under various ignition timings and excess air ratios [J]. Applied Energy, 2018, 228: 736.
- [23] WANG H, ZHONG X, MA T, *et al.* Model based control method for diesel engine combustion [J]. Energies, 2020, 13(22): 6046.
- [24] 温凯, 韩旭, 李灿, 等. 基于神经网络的天然气流量计检定工艺智能控制系统[J]. 天然气工业, 2021, 41(7): 124.
WEN Kai, HAN Xu, LI Can, *et al.* Neural network based intelligent control system of natural gas flowmeter verification process[J]. Natural Gas Industry, 2021, 41(7): 124.
- [25] 吴秋波, 吴元, 曹中林, 等. 混合智能优化地震反演[J]. 天然气工业, 2009, 29(11): 34.
WU Qiubo, WU Yuan, CAO Zhonglin, *et al.* Seismic inversion of hybrid intelligent optimization [J]. Natural Gas Industry, 2009, 29(11): 34.
- [26] YIN X, LI Z, YANG B, *et al.* Experimental study of the combustion characteristics prediction model for a sensor-less closed-loop control in a heavy-duty NG engine[J]. Fuel, 2021, 300: 120945.