

# 机器学习驱动天然气掺氢发动机可预测燃烧模型的开发与验证

李弘志<sup>1</sup>, 胡振宇<sup>1,2</sup>, 陶伟俊<sup>1</sup>, 黄勇成<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 比亚迪汽车工业有限公司, 518118, 广东深圳)

**摘要:**针对一维性能模拟软件中缺少天然气掺氢(HCNG)燃烧基础数据的问题,同时为准确模拟HCNG特殊物化特性对发动机性能的影响,本研究开发了一种新的机器学习驱动的可预测燃烧模型。首先基于人工神经网络(ANN)的机器学习方法开发了HCNG的层流燃烧速度和着火延迟时间计算模型,然后根据试验数据对新开发的可预测燃烧模型进行标定和验证,最后在外特性上,利用所开发的模型研究了掺氢比对发动机性能的影响。结果表明:经训练和验证后的层流燃烧速度和着火延迟时间计算模型相关系数超过0.99;利用标定后模型计算得到的发动机性能参数的误差小于3%,燃烧相位角和爆震限制点火提前角的误差小于2 °CA;受爆震和涡前排温的限制,最大允许掺氢比为20%,且随着掺氢比的增大,最佳点火提前角逐渐推迟,有效热效率随之下降;掺氢可加快燃烧但会增加爆震倾向,而废气再循环(EGR)虽然会减缓燃烧但可有效抑制爆震、提前燃烧相位,两者协同控制可提高发动机的有效热效率。

**关键词:**可预测燃烧模型;天然气掺氢;人工神经网络;层流燃烧速度;着火延迟时间

中图分类号:TK432

文献标志码:A

文章编号:xxxx-xxxx(XXXX)XX-0001-15

## Development and validation of a machine learning-driven predictive combustion model for a hydrogen-enriched compressed natural gas engine

LI Hongzhi<sup>1</sup>, HU Zhenyu<sup>1,2</sup>, TAO Weijun<sup>1</sup>, HUANG Yongcheng<sup>1</sup>

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. BYD Auto Industry Company Limited, China)

**Abstract:** To address the lack of fundamental combustion data for Hydrogen-enriched Compressed Natural Gas (HCNG) in one-dimensional performance simulation software, and to accurately simulate the effects of HCNG's special physical and chemical properties on engine performance, a novel machine learning-driven predictive combustion model was developed in this paper. Firstly, a machine learning approach based on artificial neural networks (ANN) was employed to develop computational models for the laminar burning velocity and ignition delay time of HCNG. Then, the newly developed combustion model was calibrated and validated against experimental data. Finally, the validated model was applied to investigate the effects of hydrogen blending ratio on engine performance under full-load conditions. The results show that the developed laminar burning velocity and ignition delay time models achieved correlation coefficients exceeding 0.99 after training and validation. Errors in predicted engine performance parameters using the calibrated combustion model were less than 3%, while errors in predicted combustion phasing angle and knock-limited spark advance angle were within 2 °CA. The maximum allowable hydrogen blending ratio is limited to 20% due to knock and pre-turbine exhaust temperature constraints. As the hydrogen blending ratio increases, the optimal spark timing gradually retards, leading to a decrease in effective thermal efficiency. Additionally, hydrogen blending accelerates combustion but increases knock propensity, while exhaust gas recirculation (EGR) slows combustion but effectively suppresses knock and advances combustion phasing. Synergistic control of hydrogen blending and EGR can enhance the engine's effective thermal efficiency.

**Key words:** predictive combustion model; hydrogen-enriched compressed natural gas; artificial neural network; laminar burning velocity; ignition delay time

近年来,为顺利实现“双碳”目标,在《2023年前碳达峰行动方案》的指导下,我国大力推动天然气和氢气等清洁能源在交通运输领域的发展<sup>[1]</sup>。天然气由于低排放和高经济性的特性使其作为一种可行的替代燃料应用到发动机中,并且能够满足大多数国家实施的排放法规。然而,天然气缓慢的火焰传播速度会使得发动机热效率提升受限,将天然气与能够更快氧化反应和更高火焰速度的氢气燃料混合被认为是解决这些问题的有效方法<sup>[2-3]</sup>。

作为一种零碳燃料,氢气的燃烧产物不含碳氢化合物、碳氧化物以及颗粒物。除此之外,氢气还具有众多优点,包括高热值、高火焰传播速度、高扩散速率以及快速氧化等特性,缺点是容易产生较高水平的氮氧化物(NO<sub>x</sub>)排放<sup>[4]</sup>。基于天然气和氢气的特性互补,对于天然气发动机,在当量比燃烧条件下掺入适量氢气这一方案开始受到越来越广泛的关注,许多学者对HCNG发动机展开了大量的试验研究<sup>[5-9]</sup>。相关研究结果表明,在天然气中掺混氢气,可以加快燃料在缸内的燃烧速度,但会增加爆震倾向,当协同采用EGR来抑制爆震时,可以降低有效燃料消耗率。

除试验方法之外,准维模型(也称可预测燃烧模型)因其极低的计算成本来预测发动机整体性能变化这一优势,也被广泛应用于各类发动机的性能开发工作中<sup>[10-11]</sup>,许多学者借此开发了大量新的HCNG发动机性能预测模型。Ma等<sup>[12]</sup>开发了一种基于分形概念的HCNG发动机燃烧模型,其燃烧速率由火焰起皱主导,并利用分形几何的概念解释火焰起皱的过程。Perini等<sup>[13]</sup>利用新的甲烷-氢气混合燃料层流燃烧速度经验公式,提出了一种可预测两区燃烧模型,并同样利用分形模型考虑了湍流对火焰的影响。Krebs等<sup>[14]</sup>结合了准维多区和湍流卷吸燃烧模型,提出了适用于稀薄燃烧的预测模型。该模型结合了反应动力学和卷吸模型的优点,并进一步改进了火焰前锋面传播的计算方式,弥补了现有稀燃发动机模型在预测排放和放热率方面的不足。此外,机器学习算法作为灵活的数据建模工具,也被广泛应用于建模工作中。李昭<sup>[15]</sup>基于烷烃燃料的层流燃烧速度仿真数据,分别采用多变量线性回归、神经网络和支持向量机算法建立预测模型,结果表明,神经网络和支持向量机模型的预测结果相关性极高,且有很好的泛化能力。Rao等<sup>[16]</sup>采用8种算法和19个子模型对HCNG发动机进行性能预测,并从中选出在精度和时间效率上最佳的算法。Farhan等<sup>[17-18]</sup>同样采用类似算法对HCNG发动机的爆震强度进行了预测。An等<sup>[19]</sup>的研究认为基于ANN的模型对燃料热力学特性的预测具有极大潜力,但神经元的数目不易过少。

目前,HCNG发动机性能优化工作面临的一个主要难点在于传统的燃烧模型难以精确预测掺氢天然气的燃烧特性<sup>[20]</sup>。因此,本研究设计开发并验证一种新的机器学习驱动的HCNG发动机可预测燃烧模型。首先,通过Chemkin软件建立层流燃烧速度和着火延迟时间数据库,并利用数据库对ANN模型进行训练测试及验证,再将训练完成的ANN模型编写成GT-Power中燃烧和爆震模型的用户子程序;然后,建立HCNG发动机一维性能仿真模型,并对模型进行缸内流动标定及性能参数校核;最后,对新的HCNG发动机一维性能仿真模型进行验证及应用,研究外特性下掺氢比及EGR对发动机性能的影响。

## 1 可预测燃烧模型

使用GT-Power软件建立的HCNG发动机一维性能仿真模型涵盖了缸内传热模型、流动模型、湍流燃烧模型和爆震模型等子模型,本文作者对其中的流动模型进行了标定,还对湍流燃烧模型以及爆震模型进行了相应的修改与完善。

### 1.1 湍流燃烧及缸内流动模型

可预测燃烧模型的关键在于确定缸内火焰的传播速度,当火焰半径接近湍流长度尺度时,缸内为湍流燃烧模式,其速度主要由化学反应动力学和湍流两者共同决定,表达式如下:

$$S_T = S_L + u_T \quad (1)$$

式中: $S_T$ 为湍流燃烧速度; $S_L$ 为层流燃烧速度; $u_T$ 为湍流影响的燃烧速度。

$S_L$ 反映燃料化学反应动力学对燃烧的影响,GT-Power软件自带的不同燃料 $S_L$ 拟合计算公式主要与当量比、温度、压力和EGR率相关,公式如下

$$S_L = (B_m + B_\phi (\phi - \phi_m)^2) \left( \frac{T_u}{T_{ref}} \right)^\alpha \left( \frac{P}{P_{ref}} \right)^\beta f(D) \quad (2)$$

式中: $B_m$ 、 $B_\phi$ 和 $\phi_m$ 分别为最大层流燃烧速度、层流燃烧速度滚降值和最大层流燃烧速度时的当量比; $\phi$ 为当量比; $T_u$ 为未燃区温度; $T_{ref}$ 为参考温度,298 K; $P$ 为未燃区压力; $P_{ref}$ 为参考压力,101325 Pa; $\alpha$ 和 $\beta$ 分别为温度项和压力项的指数; $f(D)$ 为EGR影响函数。

公式(2)应用于实际发动机中时存在以下缺陷:对于高浓度混合气,压力项的指数会由负转正,从而导致 $S_L$ 随压力增大反而变大,这与化学反应动力学计算结果相矛盾;当EGR率过高时,计算出的层流燃烧速度为负数,这显然也不合实际。此外,软件给出的拟合参数中并不包括掺混不同氢气比例的天然气混合燃料。因此,为了解决软件中缺少HCNG混合燃料层流燃烧速度拟合公式和层流燃烧速度通过拟合公式计算存在的问题,本研究将利用ANN建立HCNG混合燃料的层流燃烧速度计算模型,并将其编写成用户子程序在GT-Power中使用。

$u_T$ 反应湍流对燃烧的影响,公式如下:

$$u_T = C_{TFSM} u' (1 - \frac{1}{1 + C_{FKGM} (R_f/L_i)^2}) \quad (3)$$

式中： $C_{TFSM}$ 和 $C_{FKGM}$ 均为模型参数； $u'$ 为湍流强度； $R_f$ 为火焰半径； $L_i$ 为积分长度尺度。

从公式(3)可以看出， $u_T$ 与缸内湍流特征参数(如 $u'$ 、 $L_i$ 等)密切相关，这些参数的求解与缸内流动模型的选取有关，因此为了确保模型的准确性，需要选择合适的流动模型对缸内的湍流参数进行计算，这些参数包括平均涡流比、滚流比、湍动能和湍流积分尺度等。

大多数的缸内流动计算采用两方程模型，其中平均动能-湍动能( $K-k$ )模型利用微分方程表征平均动能与湍动能之间的转化，湍动能-湍流耗散率( $k-\varepsilon$ )模型通过微分方程来模拟湍动能及其耗散过程。实践表明，使用两方程模型预测出的缸内湍流水平比三维CFD计算高出很多，这使得准确标定燃烧模型变得极其困难。因此，本研究使用 $K-k-\varepsilon$ 三方方程模型，该模型可以处理平均动能的衰减及其向湍动能的转化，并提供了一个湍流耗散方程，该方程可以与湍动能方程联立来计算积分长度尺度<sup>[21-22]</sup>。

## 1.2 爆震模型

爆震的成因可归结为末端混合气的自燃，因此爆震模型的关键在于准确预测燃料的着火延迟时间。GT-Power中有多种爆震模型，均基于经验拟合公式来预测着火延迟时间，然后由着火延迟时间的Livengood-Wu(L-W)积分<sup>[23]</sup>判断混合气是否发生自燃。L-W积分公式如下：

$$I(t) = \int_0^t \frac{1}{\tau} dt \quad (4)$$

式中： $I$ 为着火延迟时间积分，达到1时混合气发生自燃； $t$ 为从末端气体开始压缩经过的时间； $\tau$ 为着火延迟时间。

GT-Power中常用的拟合公式包括不同阶段的着火延迟时间，公式考虑了辛烷值、燃料浓度、氧浓度、EGR率和温度的影响，公式如下

$$\tau_i = M_1 a_i \left( \frac{ON}{100} \right)^{b_i} [fuel]^{c_i} [O_2]^{d_i} [D]^{e_i} \exp\left( -\frac{f_i}{M_2 T_b} \right) \quad (5)$$

$$\frac{1}{\tau} = \frac{1}{\tau_1 + \tau_2} + \frac{1}{\tau_3} \quad (6)$$

式中： $\tau_i$ 为不同阶段的着火延迟时间， $i=1,2,3$ ； $M_1$ 为爆震时间系数； $ON$ 为燃料辛烷值； $[fuel]$ 、 $[O_2]$ 和 $[D]$ 分别为燃料、氧气和稀释组分的浓度； $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $d$ 、 $e$ 和 $f$ 分别为系数； $M_2$ 为活化能系数； $T_b$ 为已燃区的温度。

然而，GT-Power中并没有提供HCNG混合燃料着火延迟时间的拟合公式。因此，本研究将利用ANN建立HCNG混合燃料的着火延迟时间计算模型，并将其编写成用户子程序在GT-Power中使用。

## 2 机器学习驱动的燃烧模型开发

### 2.1 ANN模型设置

本研究使用的ANN模型是基于误差反向传播算法训练的前馈神经网络模型，它主要由输入层、隐含层和输出层组成。一般情况下，输入层和输出层均为一层，而隐含层可设置多层，层与层之间通过神经元连接，输入工况经由隐含层中的神经元处理后由输出层输出对应结果，ANN的结构如图1所示。

在ANN中，神经元由权重 $w$ ，偏重 $b$ 和激活函数组成，它承担了输入和输出之间的线性和非线性计算过程，其中权重控制着每项输入变量的重要程度，偏重控制着激活函数输入值的大小，激活函数则负责进行非线性运算，公式如下：

$$z^{[i]} = w^{[i]} [x_1^{[i]}, \dots, x_n^{[i]}]^T + b^{[i]} \quad (7)$$

$$x^{[i+1]} = a^{[i]} = f(z^{[i]}) \quad (8)$$

式中， $x_n^{[i]}$ 为第 $i$ 层网络输出的第 $n$ 个数据， $z^{[i]}$ 为矩阵运算后的数据， $f(x)$ 为激活函数， $x^{[i+1]}$ 为第 $i+1$ 层网络输出的数据。

ANN所用到的激活函数有多种，包括Sigmoid函数、Tanh函数和Relu函数等，由于Tanh函数有连续可微和缓解梯度消失的性质，因此本研究使用Tanh函数作为激活函数。由于数据之间的数值大小差异较大，

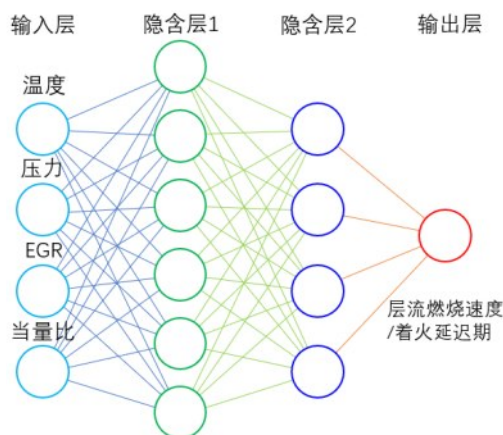


图1 ANN结构示意图

Fig.1 Structure diagram of ANN

为了后续预测的准确性,还需对数据进行归一化处理。由于本研究所选用的激活函数值域是 $(-1,1)$ ,因此将数据归一化到该区间内。

数据经过正向传播后,使用损失函数进行误差计算,本研究使用均方误差作为标准来计算ANN的误差,公式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (9)$$

式中: $y_i$ 为真实值; $\bar{y}_i$ 为预测值; $n$ 为样本数量。

计算误差后,还需使用链式法则沿着网络相反方向及梯度下降最快方向更新每一层的权重和偏重,直至误差达到收敛标准。最后,还需要将预测数据反归一化回原始数据范围。

## 2.2 数据库建立及ANN训练

本研究的数据库使用化学反应动力学计算软件Chemkin建立,包括不同工况及不同掺氢比例HCNG混合燃料的层流燃烧速度和着火延迟时间。其中,计算层流燃烧速度和着火延迟时间时分别使用GRI3.0机理<sup>[24]</sup>和Aramcomech2.0机理<sup>[25]</sup>,表1为计算层流燃烧速度和着火延迟时间的自变量取值范围和间隔,计算的当量比均为1,自变量取值范围覆盖了发动机的主要运行区间。

表1 计算层流燃烧速度和着火延迟时间的自变量取值范围及间隔

Table 1 Data range and value interval of the independent variables used to calculate the  $S_L$  and  $\tau$

| 自变量     | 参数名称          | 取值范围     | 取值间隔 |
|---------|---------------|----------|------|
| 温度/K    | 层流燃烧速度        | 400-1100 | 50   |
|         | 着火延迟时间        | 800-2500 | 100  |
| 压力/bar  | 层流燃烧速度/着火延迟时间 | 1-100    | 10   |
| EGR率/%  | 层流燃烧速度/着火延迟时间 | 0-30     | 5    |
| 掺氢体积比/% | 层流燃烧速度/着火延迟时间 | 0-30     | 5    |

接下来利用数据库对ANN进行训练。首先将数据库中的数据顺序进行随机打乱,并设置训练集、验证集和测试集的比例为7:1.5:1.5;然后,设置ANN层数及神经元数目,本研究用来预测层流燃烧速度和着火延迟时间的神经网络均设有两个隐藏层,其中第一个隐藏层设置6个神经元,第二个隐藏层设置4个神经元;最后,设置最大迭代次数为1000次,最小迭代停止误差为 $1 \times 10^{-8}$ ,最大验证样本次数为6次,只需满足上述三个条件之一,即为完成训练,学习率设为0.001。经过训练,预测层流燃烧速度的神经网络在误差迭代124次时达到收敛误差,此时训练集、验证集及测试集的均方误差分别为 $2.972 \times 10^{-5} \text{ cm}^2/\text{s}^2$ 、 $1.756 \times 10^{-4} \text{ cm}^2/\text{s}^2$ 和 $3.255 \times 10^{-5} \text{ cm}^2/\text{s}^2$ ;预测着火延迟时间的神经网络在误差迭代311次时达到收敛误差,此时训练集、验证集及测试集的均方误差分别为 $9.108 \times 10^{-6} \text{ s}^2$ 、 $1.388 \times 10^{-5} \text{ s}^2$ 和 $1.308 \times 10^{-5} \text{ s}^2$ 。预测值与真值之间的相关系数均超



过了 0.998,说明此训练的 ANN 模型能够很好的预测实际的层流燃烧速度和着火延迟时间。

### 2.3 训练结果误差分析及验证

经过训练的 ANN 在全局范围上可以很好的满足层流燃烧速度和着火延迟时间的预测要求。为了进一步验证 ANN 预测结果的可靠性以及探究误差与工况的相关性,图 2 展示了 20% 掺氢比下,不同 EGR 率时层流燃烧速度的误差等高线图。从图中可以看出,层流燃烧速度预测的最大误差均不超过 10%,且误差较大区域集中分布在低温及低压区域,EGR 率越大,整体的误差也越大。

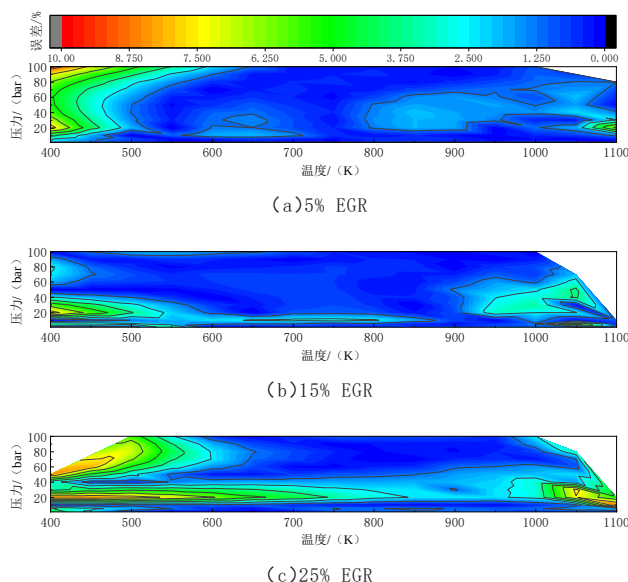


图 2 层流燃烧速度误差等高线图

Fig.2 Error contour maps of laminar burning velocity

图 3 展示了 20% 掺氢比下,不同 EGR 率时着火延迟时间的误差等高线图,从中可以发现误差较大区域集中在相对低温区域,其余区域的误差非常小,在 2.5% 以下。

为了进一步验证模型准确性,还将 ANN 预测数据与试验及原始数据进行了对比,图 4 为不同工况下层流燃烧速度和着火延迟时间预测结果、Chemkin 计算结果及试验结果的对比图。

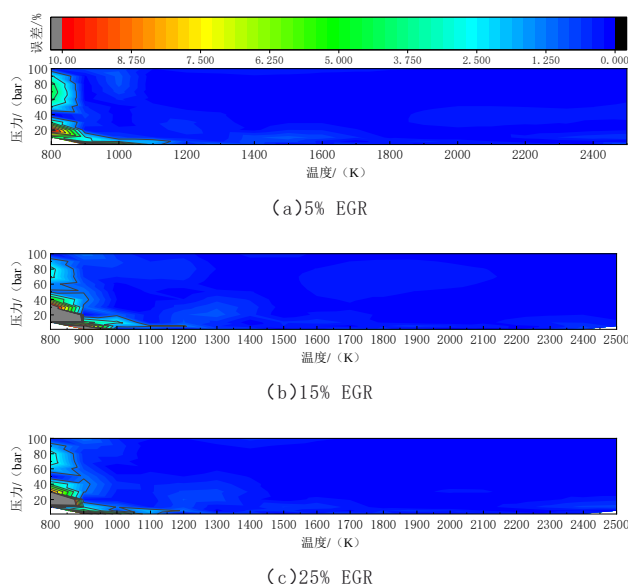


图 3 着火延迟时间误差等高线图

Fig.3 Error contour maps of ignition delay time

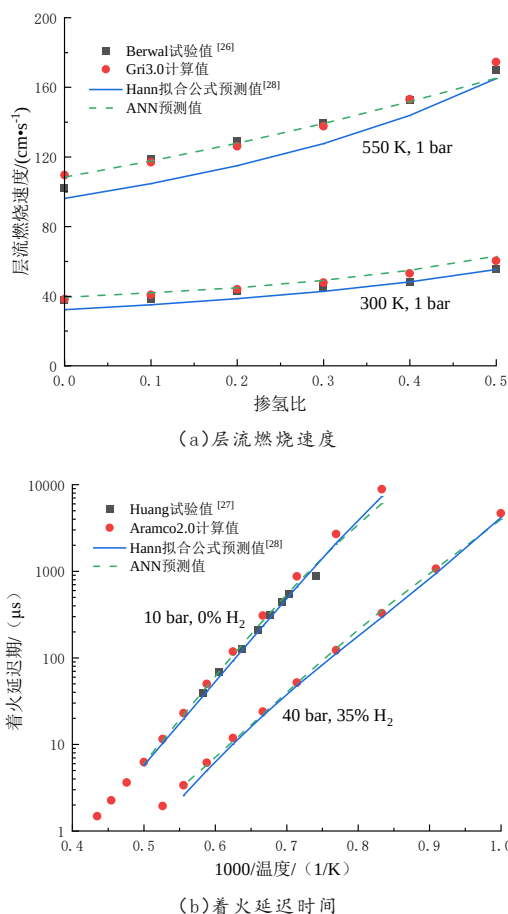


图4 不同工况下层流燃烧速度和着火延迟时间训练与试验结果的对比

Fig. 4 Comparison of  $S_L$  and  $\tau$  training and experimental results under different working conditions

综合图2~4可以看出,本研究构建的ANN模型对层流燃烧速度和着火延迟时间的预测在全局范围内的误差很小,效果优于拟合公式,且误差较大区域处于设置工况的边缘区域,这几乎不会影响到缸内燃烧过程的预测,因此本研究开发的ANN模型能够满足实际工程应用的要求,可以用来预测HCNG发动机的燃烧过程和爆震现象。

### 3 HCNG可预测燃烧模型建立与验证

本研究提出了一种基于一维/三维联合仿真的可预测燃烧模型。首先,基于发动机参数、试验及测试系统图搭建好一维仿真模型;然后,使用三维流动数据对一维缸内流动进行标定;最后,基于发动机燃烧纯天然气时的试验数据对模型的性能参数进行校核,并使用发动机燃烧HCNG燃料的试验数据对模型进行验证。

#### 3.1 HCNG发动机一维模型的搭建

本研究所用发动机为K11N发动机,其混合气当量比为1,额定工况转速为 $1700 \text{ r}\cdot\text{min}^{-1}$ ,最大扭矩时转速为 $1000 \text{ r}\cdot\text{min}^{-1}$ ,发动机相关结构参数如表2所示,在试验过程中,EGR阀控制EGR率,节气门控制油门大小。

对整个发动机进行建模,主要包括以下几个部分:进排气系统模型、增压器及控制系统模型、EGR及控制系统模型、气缸及曲轴箱模型以及节气门控制系统模型,最终建好的HCNG发动机一维性能仿真模型如图5所示。

表 2 K11N 发动机参数

Table 2 K11N engine parameters

| 基本参数    | 说明或数值        |
|---------|--------------|
| 型式      | 直列、六缸、四冲程、水冷 |
| 缸径/mm   | 123          |
| 行程/mm   | 154          |
| 连杆长度/mm | 242.2        |
| 压缩比     | 11.51        |
| 点火顺序    | 1-5-3-6-2-4  |

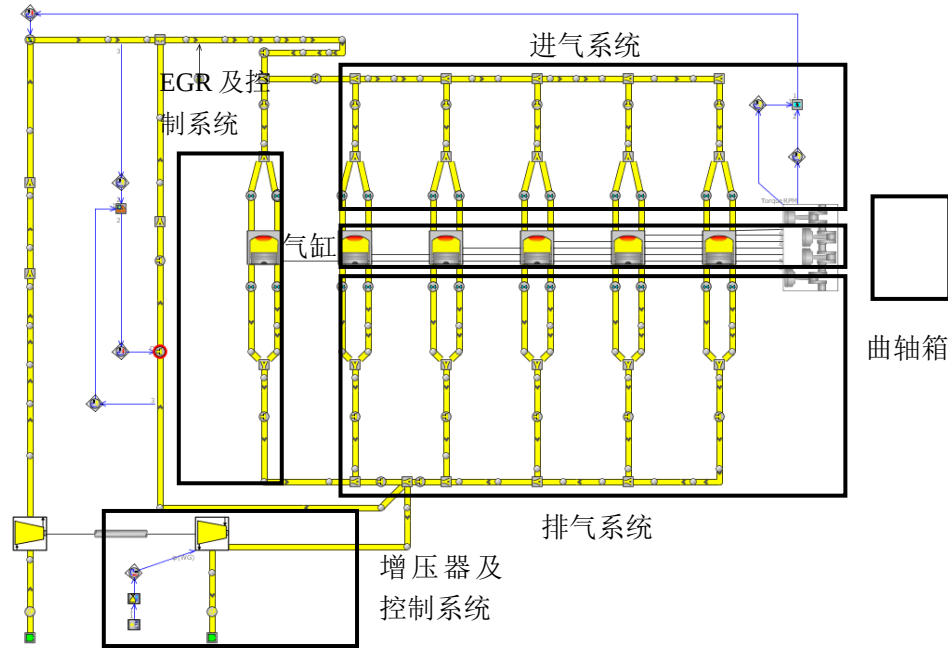


图 5 HCNG 发动机一维性能仿真模型

Fig.5 One-dimensional performance simulation model of HCNG engine

### 3.2 HCNG 发动机模型缸内流场的标定

本研究使用  $K-k-\varepsilon$  三方方程模型对 HCNG 发动机一维性能仿真模型缸内流动进行标定。首先,根据发动机一维模型进行初步的一维模拟,为后续的三维模拟提供相应的边界条件。然后,根据一维计算的压力和温度边界条件进行多循环三维仿真,并从中提取出湍流积分尺度、湍动能和平均流动动能等流场信息。最后,利用以上流场信息来标定和校准三方方程流动模型的调节参数。表 3 给出了标定后流动模型参数的设置,其中  $C_1$  控制流入气缸的平均动能和湍动能水平,  $C_2$ 、 $C_3$  控制平均动能和湍动能的转变过程,  $C_{tumb}$  控制滚流向湍流的转变过程。

表 3 流动模型参数的设置

Table 3 Setting of flow model parameters

| $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_{tumb}$ |
|-------|-------|-------|------------|
| 0.9   | 0.65  | 1.5   | 1          |

图 6 为不同转速下湍动能和湍流积分尺度/缸径三维与一维标定结果之间的对比。由于一维结果主要用于预测点火(此时曲轴转角为  $720^\circ\text{CA}$ )前的湍流过程,因此主要关心  $720^\circ\text{CA}$  之前一段时间的流动状况,从图中可以看出标定效果良好。

### 3.3 HCNG 发动机模型的校核与验证

完成缸内流动的标定后,还需对不同工况下的性能参数进行校核,包括进气总管压力的校核、进气流量

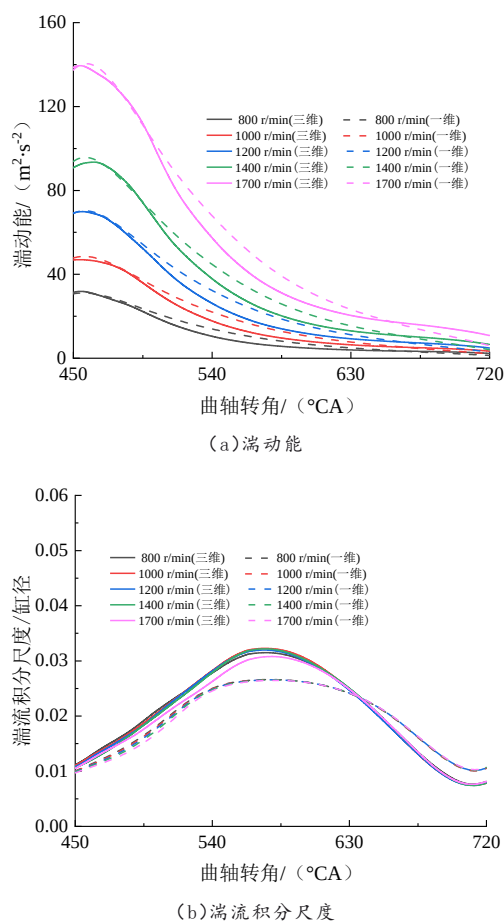


图6 不同转速下缸内流动参数一维与三维结果的对比

Fig.6 Comparison of one-dimensional and three-dimensional results of in-cylinder flow parameters at different speeds

的校核、涡前压力和涡前排温的校核以及扭矩和比气耗的校核等,最终校核好的一维模型与试验对比如图7所示,可以看出,误差均在3%以内。

完成上述校核过程后,再对缸内燃烧进行校核与验证。表4给出了标定后燃烧模型参数的设置,其中燃烧模型选择SI-Turb模型, $C_{FKGM}$ 控制火焰内核的增长率, $C_{TFSM}$ 控制总的湓流火焰速度, $C_{TLSM}$ 控制进入火焰

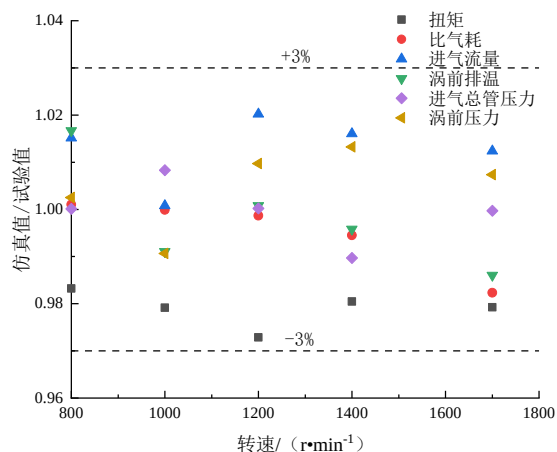


图7 不同转速下性能参数仿真与试验结果的对比

Fig.7 Comparison of simulation and experimental results of engine performance parameters at different speeds



区的燃料/空气混合物的燃烧时间常数。

表4 燃烧模型参数的设置

Table 4 Setting of combustion model parameters

| $C_{FKGM}$ | $C_{TFSM}$ | $C_{TLMS}$ |
|------------|------------|------------|
| 2.5        | 1.3        | 1          |

外特性下额定工况(转速为  $1700 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ , 掺氢比为 0%, EGR 率为 22%)时燃烧过程的缸压及放热率试验及仿真对比结果如图 8 所示。从图中可以看出, 使用这套参数进行仿真计算得到的缸压及放热率与试验结果吻合良好。

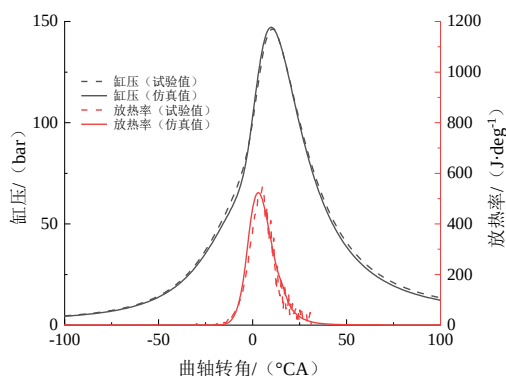


图8 额定工况下缸压、放热率仿真与试验结果的对比

Fig. 8 Comparison of simulation and experimental results of in-cylinder pressure and heat release rate at rated conditions

接下来, 将校核好的新模型与发动机燃烧 HCNG 燃料时的试验结果进行对比验证, 如图 9 所示。其中, 试验工况转速为  $1200 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ , 掺氢比为 20%, 负荷为 50%, EGR 率为 15%。从图中可以看出, 新开发的 HCNG 模型能够较好地模拟发动机的运行状况, 主要原因在于 ANN 子程序能够精确预测混合燃料的层流燃烧速度。

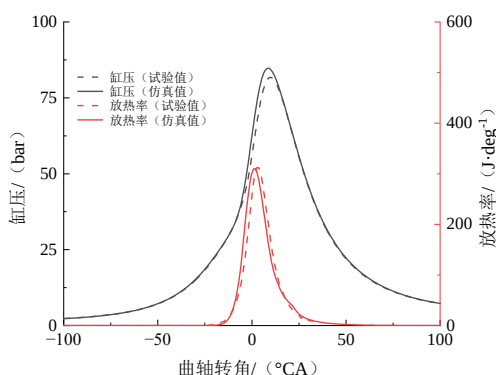
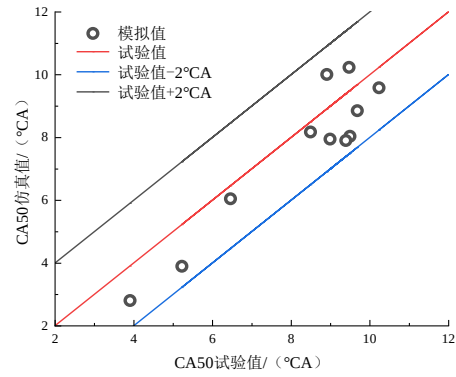


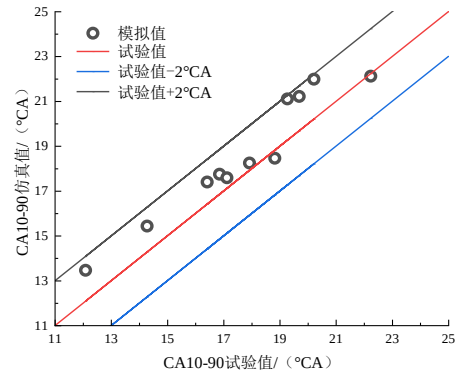
图9 50% 负荷下缸内燃烧仿真与试验结果的对比

Fig. 9 Comparison of simulation and experimental results of in-cylinder combustion under 50% load

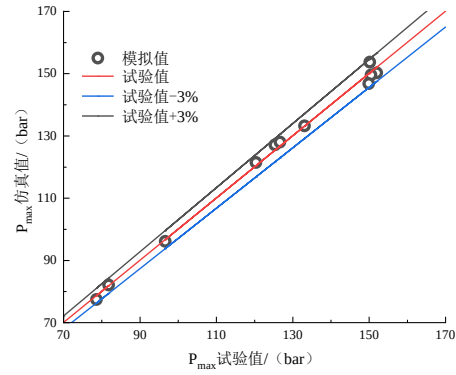
除了对比验证了缸压及放热率曲线之外, 还对燃烧相位角(CA50 和 CA10-90)、最大缸压及爆震限制最大点火提前角(KLSA)进行了对比验证, 任意选取了几个转速及负荷下的试验与仿真的结果进行了对比, 如图 10 所示。从图中可以看出, CA50、CA10-90 及 KLSA 的最大误差在  $\pm 2^\circ \text{CA}$  以内, 最大缸压误差在  $\pm 3\%$  以内, 以上结果说明燃烧模型参数的选取较为适当。



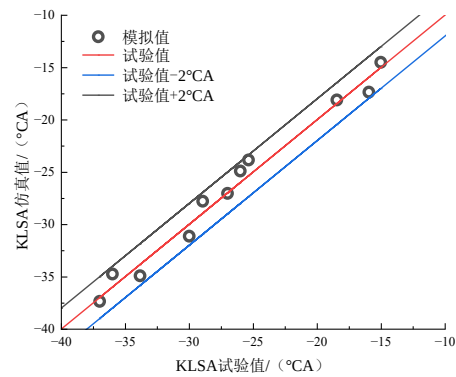
(a)CA50



(b)CA10-90



(c)最大缸压



(d)KLSA

图10 不同工况下CA50、CA10-90、最大缸压及KLSA仿真与试验结果的对比

Fig.10 Comparison of simulation and experimental results of CA50, CA10-90, maximum cylin -

der pressure and KLSA under different working conditions

## 4 HCNG 发动机模型的应用

基于上述校核好的一维仿真模型,模拟计算了外特性下不同掺氢比、点火提前角及 EGR 率时发动机的性能及燃烧情况,旨在探究掺氢结合 EGR 技术对 HCNG 发动机动力经济型的改善规律。仿真以不发生爆震、最大缸压小于 160 bar 且涡前排温小于 1013 K 为约束条件,此时工况受到爆震和涡前排温的限制,最大允许掺氢比不超过 20%。

### 4.1 掺氢比、点火提前角及 EGR 率对动力性的影响

本研究对中等转速  $1200 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$  下不同掺氢比的点火提前角和 EGR 率进行了响应面计算分析,控制策略为目标扭矩,爆震边界点火提前角由上文校准的爆震模型确定,此时不同掺氢比下的有效热效率等高线图如图 11 所示。从图 11 中可以看出,掺氢比不变时,随着 EGR 率的增大,最大允许点火提前角逐渐提前,最大有效热效率也不断增大;而当 EGR 率保持不变时,随着掺氢比的增大,最大允许点火提前角逐渐推迟,且范围也变窄。这是因为在外特性工况下,缸内燃烧容易受到爆震的影响,而增大 EGR 率可以降低缸内混合气的燃烧温度,使爆震倾向减弱,因此允许点火提前角进一步提前;而随着掺氢比的增大,燃烧温度升高,爆震倾向有所增强,此时最大点火提前角有所推迟。综合以上分析可以得出,将掺氢比和 EGR 两种技术手段协同控制,能够保持合适的点火提前角和燃烧相位,在降低发动机爆震倾向的同时提高发动机的有效热效率。

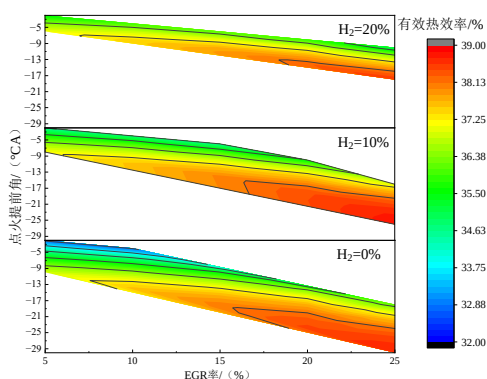


图 11 不同掺氢比下有效热效率等高线图

Fig.11 Contour map of effective thermal efficiency under different hydrogen mixing ratios

当 EGR 率固定为外特性下对应转速的最大 EGR 率时,最佳点火提前角(有效热效率最高时对应的点火提前角)随转速及掺氢比变化如图 12 所示。由图可以看出,同一转速下,随着掺氢比增大,最佳点火提前角逐渐推迟,掺氢比每增大 10%,最佳点火提前角平均推迟  $4.2^\circ \text{CA}$ 。这是由于氢气的着火延迟时间更短,随着掺氢比增大,发动机更容易受到爆震限制,点火提前角会越靠近上止点。

最佳点火提前角下扭矩随转速及掺氢比变化如图 13 所示。由图可以看出,相同转速下,随掺氢比的增大,扭矩略有下降,下降最大值仅为 0.41%。这是由于随着掺氢比的增大,可燃混合气的体积热值变小,用于做功释放的热量略有降低,因此发动机扭矩会略有下降。

最佳点火提前角下有效热效率随转速及掺氢比变化如图 14 所示。由图可以看出,0% 和 10% 掺氢工况的有效热效率相差较小,最高有效热效率在 0% 掺氢、 $1000 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$  时为 38.59%;而 20% 掺氢下的有效热效率与 0% 掺氢时相比则有所下降。这是由于氢气更快的燃烧速度改善了燃烧过程,但更短的着火延迟时间则加剧了爆震倾向,因此 20% 掺氢下的最佳点火提前角相比于 0% 掺氢时严重推迟,这会使燃烧相位滞后,运行点逐渐远离最佳热效率点,所以 20% 掺氢工况下的有效热效率降低。

最佳点火提前角下有效燃气消耗率随转速及掺氢比变化如图 15 所示。有效燃气消耗率与有效热效率和混合气低热值的乘积成反比,由于掺氢比每增大 10%,混合气的低热值增大 2% 左右,而有效热效率的变化较小,因而有效燃气消耗率随掺氢比每增大 10% 同样下降 2% 左右。

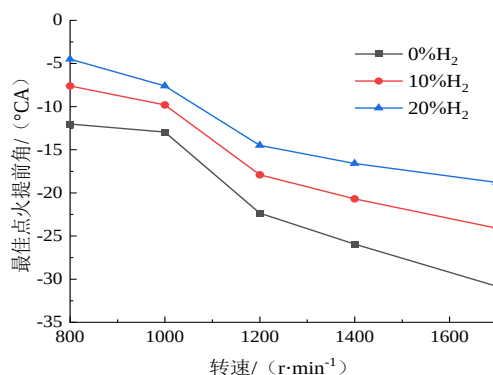


图12 最佳点火提前角随转速及掺氢比的变化

Fig.12 Variation of optimal spark-ignition advance angle with engine speed and hydrogen blending ratio

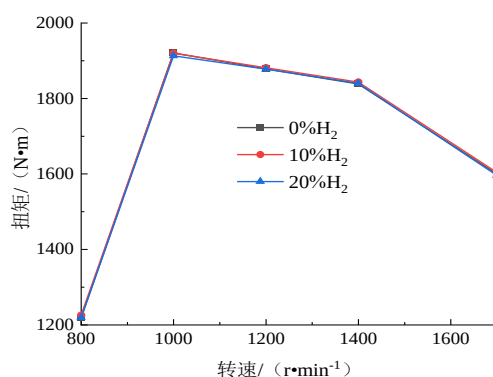


图13 扭矩随转速及掺氢比的变化

Fig.13 Variation of torque with engine speed and hydrogen blending ratio

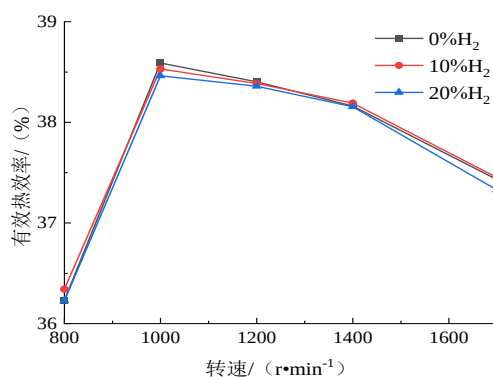


图14 有效热效率随转速及掺氢比的变化

Fig.14 Variation of effective thermal efficiency with engine speed and hydrogen blending ratio

#### 4.2 掺氢比对缸内燃烧的影响

最大扭矩工况及最佳点火提前角时不同掺氢比下的缸压及放热率结果如图16所示。随着掺氢比的增大,氢气加快了缸内的燃烧速度,使得放热过程更加集中,因此放热率曲线变窄,且放热率峰值随掺氢比的增大而增大;另一方面,随着掺氢比的增大,爆震倾向增大,点火提前角被迫推迟,这使得燃烧相位推迟,更多的燃烧在膨胀过程中进行,因此峰值压力随着掺氢比的增大而减小。

最佳点火提前角时CA50和CA10-90随转速及掺氢比变化如图17所示。随着掺氢比的增大,CA50增大,而CA10-90却减小,其中CA50相位最大推迟了5.96 °CA,最小推迟了2.71 °CA,掺氢比每增大10%,CA50平均推迟2 °CA;快速燃烧期CA10-90最大缩短了3.68 °CA,最小缩短了2.22 °CA,掺氢比每增大10%,

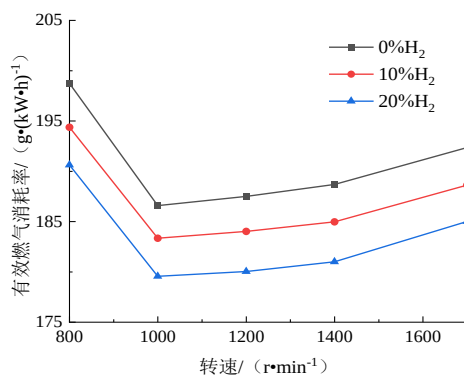


图 15 有效燃气消耗率随转速及掺氢比的变化

Fig. 15 Variation of brake specific gas consumption rate with engine speed and hydrogen blending ratio

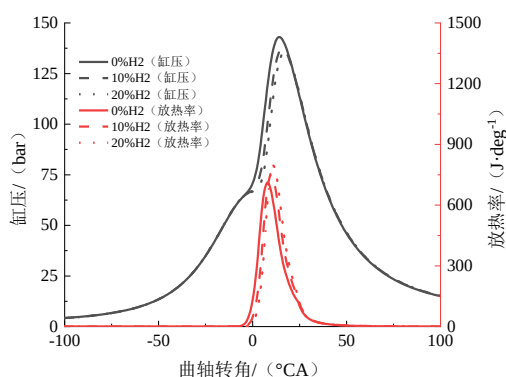


图 16 不同掺氢比下的缸压和放热率随曲轴转角的变化

Fig. 16 Variation of in-cylinder pressure and heat release rate with crank angle under different hydrogen blending ratios

CA10-90 平均缩短 1.4 °CA。这与上述燃烧过程相对应,一方面由于抑制爆震,增大掺氢比导致点火提前角推迟,因此 CA50 相位推迟,尤其是在低转速工况下,此时受到爆震的严重限制,点火提前角延迟量较大;另一方面氢气加快了缸内的燃烧,这使得 CA10-90 缩短,且不同掺氢比下的变化趋势一致。

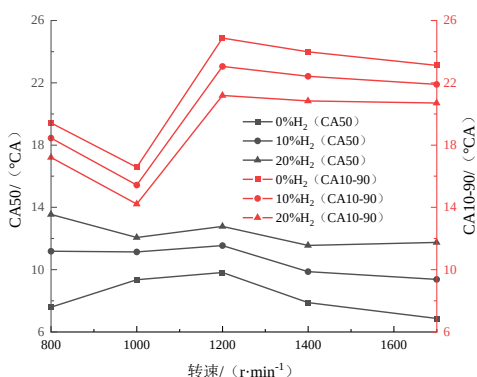


图 17 不同掺氢比下的 CA50 及 CA10-90 随转速的变化

Fig. 17 Variation of CA50 and CA10-90 with engine speed under different hydrogen blending ratios

## 5 结论

本研究针对 GT-Power 软件中缺乏 HCNG 混合燃料燃烧数据的问题,利用 ANN 与 GT-Power 耦合,开发了一种新的机器学习驱动可预测燃烧的 HCNG 发动机一维模型,并对 K11N 发动机进行了性能模拟。



(1)基于 ANN 的机器学习方法开发了 HCNG 混合燃料的层流燃烧速度和着火延迟时间计算模型。其中,使用化学反应动力学软件 Chemkin,并分别采用 GRI3.0 机理和 Aramcomech2.0 机理计算得到层流燃烧速度和着火延迟时间数据库,选取的计算范围覆盖发动机的运行工况。利用数据库对 ANN 进行训练和验证后,计算模型的相关系数超过 0.99,且误差较大区域处于设置工况的边缘区域。将训练好的模型编写为可预测燃烧和爆震模型用户子程序,并与性能模拟软件进行耦合。

(2)建立了 HCNG 发动机一维性能仿真模型。利用三维流动计算结果对一维缸内  $K-k-\varepsilon$  三方方程流动模型进行标定,随后根据试验数据对新开发的模型进行标定和验证,标定后的模型计算得到的性能参数及最大缸压的误差小于 3%,燃烧相位角和爆震限制点火提前角的误差小于  $2^{\circ}\text{CA}$ ,且缸压曲线及燃烧放热率曲线也与试验吻合良好。

(3)在外特性上,探究了不同掺氢比对发动机性能的影响。结果表明:受爆震和涡前排温的限制,最大允许掺氢比为 20%;随着掺氢比的增大,最佳点火提前角和 CA50 逐渐推迟,掺氢比每增大 10%,最佳点火提前角平均推迟  $4.2^{\circ}\text{CA}$ ,CA50 平均推迟  $2^{\circ}\text{CA}$ ;有效热效率逐渐下降,燃烧过程加快,快速燃烧期 CA10-90 逐渐缩短,掺氢比每增大 10%,CA10-90 平均缩短  $1.4^{\circ}\text{CA}$ 。研究还发现,掺氢可以加快燃烧但会增大爆震倾向,而 EGR 虽然会减缓燃烧但可有效抑制爆震、提前燃烧相位,两者协同控制,能够在降低发动机爆震倾向的同时提高发动机的有效热效率。

#### 参考文献:

- [1] 彭天铎,袁志逸,任磊,等. 中国碳中和目标下交通部门低碳发展路径研究[J]. 汽车工程学报, 2022, 12(4): 351-359.  
PENG Tianduo, YUAN Zhiyi, REN Lei, et al. Pathway for China's Transport Sector Towards Carbon Neutrality Target[J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2022, 12(4): 351-359.
- [2] ZHANG W, WANG Y, LONG W, et al. Numerical investigation on knock intensity, combustion, and emissions of a heavy-duty natural gas engine with different hydrogen mixing strategies[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 62: 551-561.
- [3] CHEN L, ZHANG X, ZHANG R, et al. Effect of hydrogen direct injection on natural gas/hydrogen engine performance under high compression-ratio conditions[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2022, 47(77): 33082-33093.
- [4] ALGAYYIM S J M, SALEH K, WANDEL A P, et al. Influence of natural gas and hydrogen properties on internal combustion engine performance, combustion, and emissions: A review[J]. Fuel, 2024, 362: 130844.
- [5] DE SIMIO L, IANNACCONE S, GUIDO C, et al. Natural Gas/Hydrogen blends for heavy-duty spark ignition engines: Performance and emissions analysis[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 50: 743-757.
- [6] BARATTA M, CHIRICHES S, GOEL P, et al. CFD modelling of natural gas combustion in IC engines under different EGR dilution and H<sub>2</sub>-doping conditions[J]. Transportation Engineering, 2020, 2: 100018.
- [7] 吴长水,李聪,陈凌珊. 天然气掺氢发动机的性能研究[J]. 小型内燃机与摩托车, 2011, 40(3): 71-73.  
WU Changshui, LI Chong, CHEN Lingshan. Research on the performance of hydrogen-doped natural gas engine[J]. Small Internal Combustion Engine and Motorcycle, 2011, 40(3): 71-73.
- [8] 董永超,马志豪,王鑫,等. 掺氢比和废气再循环率对天然气发动机性能的影响[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2021, 42(2): 30-37.  
DONG Y C, MA Z H, WANG X, et al. Effects of hydrogen ratio and EGR rate on the performance of compressed natural gas engine[J]. Journal of Henan university of science and technology( natural science), 2021, 42(2): 30-37.
- [9] RAO A, WU Z, KUMAR MEHRA R, 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] SHIVAPUJI A M, DASAPPA S. Quasi dimensional numerical investigation of syngas fuelled engine operation: MBT operation and parametric sensitivity analysis[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 124: 911-928.
- [11] SJERĆ M, KOZARAC D, SCHUEMIE H, et al. A new quasi-dimensional flame tracking combustion model for spark ignition engines[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 165: 263-275.
- [12] MA F, LI S, ZHAO J, et al. A fractal-based quasi-dimensional combustion model for SI engines fuelled by hydrogen en-

- riched compressed natural gas[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2012, 37(12): 9892-9901.
- [13] PERINI F, PALTRINIERI F, MATTARELLI E. A quasi-dimensional combustion model for performance and emissions of SI engines running on hydrogen - methane blends[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2010, 35(10): 4687-4701.
- [14] KREBS S, BIET C. Predictive model of a premixed, lean hydrogen combustion for internal combustion engines[J]. *Transportation Engineering*, 2021, 5: 100086.
- [15] 李昭. 基于机器学习的  $C_1$ - $C_4$  烷烃燃料层流燃烧速度预测[D]. 西安:长安大学,2021.
- [16] RAO A, CHEN T, LIU Y, et al. Computational analysis of performances for a hydrogen enriched compressed natural gas engine' by advanced machine learning algorithms[J]. *Fuel*, 2023, 347: 128244.
- [17] FARHAN M, CHEN T, SHAHID MI, et al. Effect of exhaust gas recirculation on knock of HCNG fueled spark ignition engine and prediction of knock intensity by improved particle swarm optimization-back propagation neural network. *Applied Thermal Engineering* 2025;264:125439.
- [18] FARHAN M, CHEN T, RAO A, et al. Comparative knock analysis of HCNG fueled spark ignition engine using different heat transfer models and prediction of knock intensity by artificial neural network fitting tool. *Energy* 2024;304:132135.
- [19] AN J, HE G, LUO K, et al. Artificial neural network based chemical mechanisms for computationally efficient modeling of hydrogen/carbon monoxide/kerosene combustion[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2020, 45(53): 29594-29605.
- [20] SHIVAPUJI A M, DASAPPA S. Analysis of thermodynamic scope engine simulation model empirical coefficients: Suitability assessment and tuning of conventional hydrocarbon fuel coefficients for bio syngas[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2017, 42(26): 16834-16854.
- [21] 张文嘉. 基于 K-k- $\epsilon$  流动模型与可预测燃烧模型的点燃式发动机性能模拟和开发[D]. 西安:西安交通大学,2018.
- [22] FOGLA N, BYBEE M, MIRZAEIAN M, et al. Development of a K-k- $\epsilon$  Phenomenological Model to Predict In-Cylinder Turbulence[J]. *SAE International Journal of Engines*, 2017, 10(2): 562-575.
- [23] LIVENGOOD J. C. and WU P. C., Correlation of autoignition phenomena in internal combustion engines and rapid compression machines, *Symp. Int. Combust*, 1955, 5: 347-356.
- [24] SMITH G, Golden D, Frenklach M, et al. GRI-Mech 3.0[EB/OL]. 2006. <http://combustion.berkeley.edu/gri-mech/>.
- [25] ZHOU C W, LI Y, O'CONNOR E, et al. A comprehensive experimental and modeling study of isobutene oxidation[J]. *Combustion and Flame*, 2016, 167: 353-379.
- [26] BERWAL P, SOLAGAR S, KUMAR S. Experimental investigations on laminar burning velocity variation of  $CH_4 + H_2 +$  air mixtures at elevated temperatures[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2022, 47(37): 16686-16697.
- [27] HUANG J, HILL P G, BUSHE W K, et al. Shock-tube study of methane ignition under engine-relevant conditions: experiments and modeling[J]. *Combustion and flame*, 2004, 136(1-2): 25-42.
- [28] HANN S. A quasi-dimensional SI burn rate model for carbon-neutral fuels[M]. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021.