

撰稿论文格式

船用柴油机实时缸压的混合建模研究

李丽微, 刘岱

(哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

Research on hybrid modeling of real-time cylinder pressure in Marine diesel engines

LI Li-wei, LIU Dai

College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

Abstract: Real-time cylinder pressure data is an important parameter to realize cycle control of diesel engine, and it is too expensive to measure it directly by pressure sensor. Model estimation method and indirect measurement method are two common ways to obtain cylinder pressure data, but these two methods guarantee their accuracy at the expense of real-time. In order to obtain real-time and accurate in-cylinder pressure, a hybrid modeling method of Marine diesel engine based on data-driven model and dynamic model is proposed. Firstly, Wiebe combustion parameters are calibrated by historical operating cylinder pressure data, and a diesel data-driven model based on the nonlinear relationship between the operating parameters and Wiebe combustion parameters is constructed. Then, by analyzing the dynamic characteristics of the crankshaft connecting rod system, a diesel engine dynamic model based on instantaneous speed reconstruction of cylinder pressure is constructed. Finally, the weighted average method is used to build a hybrid model of data-driven model and dynamic model. The results show that the hybrid modeling method can obtain more accurate cylinder pressure data without loss of real-time performance.

摘要: 实时缸压数据是实现柴油机循环控制的重要参数, 直接通过压力传感器测量成本过高。模型估计法和间接测量法是获取缸内压力数据的两种常见方式, 但这两种方法是在牺牲实时性的前提下保证其准确性。为了获取实时准确的缸内压力, 提出基于数据驱动模型与动力学模型的船用柴油机混合建模方法。首先, 通过历史运行缸压数据对韦伯燃烧参数进行标定并构建运行参数与韦伯燃烧参数非线性关系的柴油机数据驱动模型。接着, 通过分析曲轴连杆系统的动力学特性, 构建一个基于瞬时转速重构缸压的柴油机动力学模型。最后, 利用加权平均法对数据驱动模型和动力学模型进行混合建模。结果表明, 在不损失实时性的前提下, 采用混合建模方法可获取更准确的缸压数据。

关键词: 船用柴油机; 缸压预测; 数据驱动模型; 动力学模型; 混合建模

Key words: marine diesel engine; cylinder pressure prediction; data-driven model; dynamic model; hybrid modeling

中图分类号: TK421+2

文献标识码: A

0 概述

在监测发动机性能时, 必须特别注意燃烧过程, 因为它代表了发动机热力循环的关键阶段。在燃烧过程中, 缸内压力是需要重点监测的信号之

一。缸内压力提供了有关发动机性能的充分信息, 将该信息用于改进燃烧过程的控制和诊断, 可以满足严格的排放法规, 提高船只的可靠性和驾驶性能^[1,2,3,4,5]。气缸内压力可以通过燃烧室内的动态压力

收稿日期: xxxx-xx-xx

基金项目: 工业和信息化部高技术船舶科研项目 (CBG5N21-1-1)

作者简介: 李丽微 (1999-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为柴油机燃烧过程混合建模方法, E-mail:liliwei199904@163.com;

通信作者: 刘岱, 副教授, 博士, E-mail:dailiu@hrbeu.edu.cn

传感器直接测量。然而，在现阶段，压力传感器的高成本、燃烧室的高温高压环境、压力传感器在长时间工作的可靠性和使用寿命都限制着缸内压力的直接测量^[6]。因此，获取气缸压力的替代方法引起了人们的兴趣。

基于燃烧模型的压力估计技术作为分析缸内压力的一种替代方法是有吸引力的。柴油机的燃烧过程是复杂的物理和化学过程，难以从燃烧机理上准确描述燃烧过程获取缸内压力，所以通常采用燃烧模型方法，主要包括零维燃烧模型^[7]、准维现象学模型^[8,9]和多维燃烧模型^[10,11]。多维燃烧模型考虑缸内状态参数、工质成分和流体速度的三维分布，耦合了多维多组分气体的流动、油束的形成与发展、燃油的蒸发与混合、支配燃烧的物理、化学过程等子过程。准维现象学模型考虑了影响燃烧的主要因素，如喷雾、火焰传播等，可计算出缸内不同区域的参数随时间变化。零维模型以热力学为理论基础，将燃烧过程假设为动态的均匀过程，缸内的组分和状态参数仅与时间有关，与空间位置无关。多维燃烧模型与准维现象学模型在揭示燃烧本质方面的能力较强，但是具有计算速度慢的缺点。而零维燃烧模型虽然不能反映工质状态参数缸内空间分布，但是计算时间短，在发动机系统的实时计算方面具有明显的优势。韦伯函数通过选择合适的燃烧参数，模拟实际的燃烧规律，广泛应用于零维燃烧模型中，而模型的准确性则取决于不同运行条件下韦伯燃烧参数的选取。如何根据柴油机运行工况选取韦伯燃烧参数，至今仍然没有成熟的理论指导。近年来，无须求解研究对象的内部机理结构，根据研究对象原有数据，构建变量之间非线性关系的基于神经网络、支持向量机的数据驱动建模方法得到广泛研究。其中，Liu等^[12]通过提取柴油机运行过程性能特征信息作为支持向量机的训练样本，讨论了支持向量机方法预测柴油机性能状态的可能。Kakati等^[13]为研究柴油机工作时的排放性和稳定性指标，提出了基于人工神经网络的性能评估方法，完成柴油机性能评估模块的设计，并对该评估模块进行试验验证；基于此，本文提出构建基于神经网络的数据驱动模型来预测韦伯燃烧参数，模型构建前需要先对不同运行工况下的韦伯燃烧参数进行标定。韦伯燃烧参数标定通常采用代数分析方法，但代数分析方法需要预估部分韦伯燃烧参数，所以导致拟合精度与预估韦伯燃烧参数相关，精度和稳定性变化较大。为了解决这个问题，提出一种基于粒

子群算法的韦伯燃烧参数标定方法，无需预估部分韦伯燃烧参数，而是利用粒子群算法的搜索能力对韦伯燃烧参数进行优化求解。

气缸压力传感器的可靠性和成本也使获取缸内压力的间接测量方法得到快速发展。间接测量缸内压力通常基于测量曲轴转速波动^[14,15,16]、发动机缸体振动^[17,18,19]、声发射^[20,21]和发动机扭矩^[22,23]。其中，基于瞬时转速信号分析缸内压力的方法具有传感器安装简便、经济性能好、测量方法简单、信息丰富和适合长期在线监测的优点，使其成为分析缸内压力的一种常见手段。该方法的主要阻碍为曲轴轴系扭振带来的信号干扰，延长了信号处理时间，在测量缸内压力实时性上会有所欠缺；若要采用大量简化和假设，在精度和发动机工作范围方面会受到限制。因此，仅采用瞬时转速信号获取实时准确的缸内压力轨迹成为一项极具挑战性的任务。

利用瞬时转速信号分析缸内压力准确性和实时性不能兼得，单一数据驱动建模方法也存在稳定性较差、有效信息提取不全面和预测精度不理想等不足。单一建模方法都存在一定的自身缺陷和使用范围，为了减少单一模型所带来的随机误差和系统偏差，提高缸内实时压力获取的准确性，本文提出一种面向船用柴油机实时缸压预测的混合建模方法，利用加权平均法对数据驱动模型与动力学模型进行混合建模。

1 柴油机参数及运行数据

研究对象为直列六缸四冲程船用柴油机，其基本参数如表1所示。

表1 柴油机的主要参数

参数	数值
发动机型式	四冲程，直喷
缸径/mm×行程/mm	280×350
构造	直列六缸机
进气系统	增压中冷
点火顺序	1-5-3-6-2-4
压缩比	15
额定功率/kW	2300
额定转速/r/min	700

柴油机整机仿真模型在GT-power软件中搭建，包括：进排气系统、燃烧系统、曲轴箱、增压系统。选用“EngCylComDIJet”燃烧模型进行仿真，六缸柴油机GT-Power整机仿真模型如图1所示。

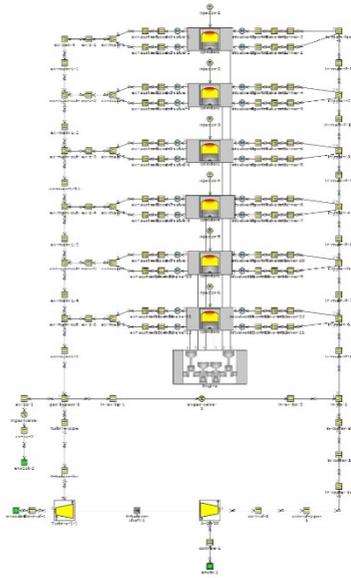


图1 六缸柴油机 GT-Power 整机仿真模型

根据柴油机台架试验结果对 GT-Power 仿真模型进行标定。运行仿真模型，并比较仿真模型与台架试验的缸内压力数据。对于两者的缸内压力数据进行了归一化处理，使两者的缸内压力数据映射到 [0,1] 范围内。图 2 为 25% 负荷工况到 100% 负荷工况的四种典型负荷归一化后缸内压力仿真数据与台架试验数据对比图。可以看出，仿真模型输出与台架试验数据之间匹配度较高，虽然局部区域有些误差，但通过计算，其数值小于 5%，准确性较高。所以认为仿真模型与实机间达到很好的一致性，可以利用该 GT-Power 仿真模型进行柴油机实时缸压预测混合建模方法的研究

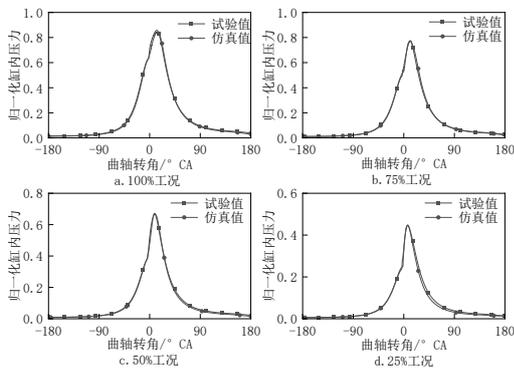


图2 四种典型负荷归一化缸内压力仿真数据与台架试验数据对比图

柴油机数据驱动模型的构建需要大量柴油机运行数据。由于通过柴油机试验台架或实船运行获取运行数据有成本高、部分参数无法获取等劣势，因此本文柴油机数据驱动模型所需要的数据均来自校准好的 GT-Power 整机仿真模型。为了研究不同运行工况下的燃烧过程，在 GT-Power 整机仿真模型

开展不同转速(n)、不同循环喷油量(m_{inj})以及不同喷油始点(SOI)的仿真计算。根据表 2 所示工况表进行 DOE 计算，并采集每种工况下进气压力、进气温度、缸内压力和瞬时转速信号为后续模型建立做准备。

表 2 采集工况表

参数	数值
转速 (r/min)	750、650、550、450
喷油量 (g)	3、2.5、2、1.5、1
喷油始点 ($^{\circ}$ CA)	20.7、-16.7、-12.7、-10.7、-8.7、-4.7、-0.7

2 柴油机数据驱动模型

柴油机数据驱动模型的建模流程如图 3 所示。在获取历史运行数据之后，第一步，基于粒子群算法对韦伯燃烧参数进行标定。第二步，建立和训练神经网络，用于获得柴油机运行参数与韦伯燃烧参数的对应关系。

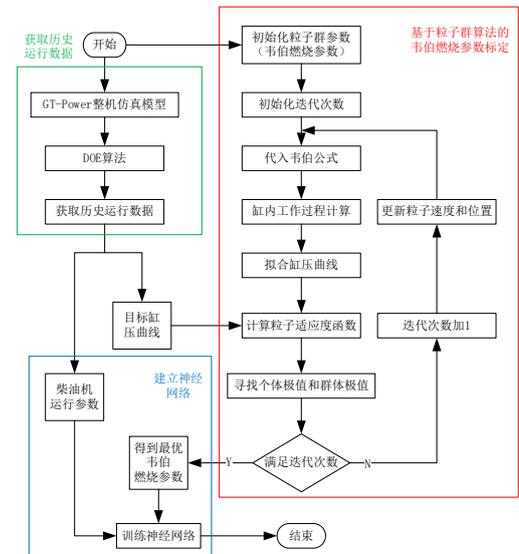


图3 数据驱动模型的建模流程

2.1 基于粒子群算法的韦伯燃烧参数智能标定

韦伯函数计算公式为:

$$x_b = 1 - \exp \left[-a \left(\frac{\varphi - \varphi_0}{\Delta\varphi} \right)^{m+1} \right] \quad (1)$$

式中， x_b 为燃料燃烧百分数； a 为燃烧效率因数，取 6.908； m 为燃烧品质指数； $\Delta\varphi$ 为燃烧持续期； φ_0 为燃烧始点。

根据热力学第一定律，燃油释放出的热量 dQ_B

由系统内能变化 dU 、对外做功 $p dV$ 和对外散热 dQ_w 3 部分组成, 即

$$\frac{dQ_B}{d\varphi} = \frac{dU}{d\varphi} + p \frac{dV}{d\varphi} + \frac{dQ_w}{d\varphi} \quad (2)$$

瞬时放热率为燃料燃烧的比例, 即

$$\begin{aligned} \frac{dx_b}{d\varphi} &= \frac{dQ_B}{m_{inj} H_L d\varphi} \\ &= \frac{1}{m_{inj} H_L} \left(\frac{dU}{d\varphi} + p \frac{dV}{d\varphi} + \frac{dQ_w}{d\varphi} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: m_{inj} 为循环供油量; H_L 为燃料低热值。其中, 容积的变化规律 $\frac{dV}{d\varphi}$ 由曲柄连杆机构的运动规律确定。

$$\frac{dV}{d\varphi} = \frac{V_s}{2} \left(\sin\varphi + \frac{\lambda}{2} \frac{\sin 2\varphi}{\sqrt{1-\lambda^2 \sin^2\varphi}} \right) \quad (4)$$

式中: V_s 为气缸工作容积, λ 为连杆曲柄比。

缸内工质内能的变化为

$$\frac{dU}{d\varphi} = u \frac{dm}{d\varphi} + m \left(\frac{\partial u}{\partial T} \frac{dT}{d\varphi} + \frac{\partial u}{\partial \alpha_\varphi} \frac{d\alpha_\varphi}{d\varphi} \right) \quad (5)$$

式中: u 为比内能, m 为系统内工质质量, T 为气缸内工质温度, α_φ 为过量空气系数。

工质与壁面之间的热交换量为:

$$\frac{dQ_w}{d\varphi} = \sum_{i=1}^3 \frac{dQ_{wi}}{d\varphi} = \frac{1}{6n} \sum_{i=1}^3 A_i a_g (T - T_{wi}) \quad (6)$$

式中: A_i 为传热面积, T_{wi} 为壁面温度, a_g 为传热系数, 按照 Woschini 公式取值。

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种群体智能的优化算法, 基于粒子群算法的韦伯燃烧参数智能标定流程图如图 3 所示。表 3 为 PSO 具体参数设置。首先初始化粒子群参数, 利用式(1)~(6)对缸内工作过程进行计算得到拟合缸压曲线。利用式(7)计算适应度函数, 以适应度为评价指标得到个体极值和群体极值; 然后根据式(8)和式(9)计算出下一步迭代的个体速度和位置; 最后当达到次数终止迭代, 输出最优韦伯燃烧参数。

PSO 寻优的适应度函数 (Fitness) 为拟合缸内压力与目标缸内压力的均方差值, 适应度值越小, 即表明标定的韦伯放热规律与目标放热规律越贴近。

$$\text{Fitness} = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 / n \quad (7)$$

式中: y_i 为目标缸内压力, \hat{y}_i 为拟合缸内压力。

PSO 更新个体速度和位置的公式为:

$$v_j^{k+1} = w v_j^k + c_1 r_1 (I_j^k - X_j^k) + c_2 r_2 (J_j^k - X_j^k) \quad (8)$$

$$X_j^{k+1} = X_j^k + v_j^{k+1} \quad (9)$$

式中: X 为粒子空间位置; j 为种群中的第 j 个粒

子; k 为当前迭代次数; v 为粒子运动速度; w 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速度; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 范围内随机数; I 为个体极值位置; J 为种群极值位置。

表 3 PSO 具体参数设置

参数名	参数值
φ_0	[SOI, SOI+10]
$\Delta\varphi$	[10, 150]
m	[0.5, 5]
种群规模	50
迭代次数	80
w	1.0
c_1	2.0
c_2	2.0

2.2 神经网络的建立与训练

神经网络技术具有很强的参数关系辨识能力, 适合找出参数之间的非线性关系, 因此利用神经网络建立柴油机运行参数与韦伯燃烧参数的对应关系。

在进行神经网络训练之前, 应该确定哪些参数具有工况代表性, 而且对燃烧过程有明显影响。对于增压柴油机, 影响燃烧过程的主要运行参数包括柴油机转速 (n)、循环喷油量 (m_{inj})、喷油始点 (SOI)、进气压力 (P_{in}) 和进气温度 (T_{in}), 本文主要考虑五个运行参数对韦伯燃烧参数的影响。将这 5 个参数作为神经网络输入参数, 韦伯燃烧参数 (φ_0 、 $\Delta\varphi$ 、 m) 作为输出参数。

获取的有效运行工况点数据有 140 个, 随机抽出 10 个作为验证样本, 用于检验神经网络的预测效果。所使用的神经网络为反向传播神经网络 (back-propagation neural network), 由输入层、输出层和隐藏层组成。输入层包括 5 个输入, 隐藏层包含 9 个节点, 输出层为 3 个输出, 神经网络激活函数为 S 型的对数函数 (logsig), 训练函数为带动量的梯度下降的自适应学习率的反向传播算法 (traingdx)。

3 柴油机动力学模型

3.1 曲柄连杆动力学分析

如图 4 所示, 柴油机曲柄连杆机构中主要运动部件包括三部分: 活塞机构、连杆机构和曲柄机构。瞬时转速信号的波动主要是由于作用在曲轴上的总切向力矩变化引起的, 总切向力矩主要包括气体压力扭矩、往复惯性力扭矩、摩擦扭矩和负载扭

矩等分量。为便于进行动力学分析，对柴油机曲轴装置进行适当的简化：（1）当柴油机在某一工况下稳定运行时，瞬时转速波动主要是由气体压力扭矩和往复惯性力扭矩决定的，摩擦扭矩和负载扭矩忽略不计。（2）假设整个曲轴飞轮系统为刚性轴，忽略轴系扭振的影响，当作单惯量系统处理，有：

$$J(\theta)\ddot{\theta} = T_{\text{total}} = T_{\text{mass}} + T_{\text{indicate}} \quad (10)$$

其中： T_{total} 为柴油机的所有扭矩之和； T_{indicate} 为柴油机的指示（或气体压力）扭矩； T_{mass} 为各气缸总的往复惯性扭矩； θ 、 $\dot{\theta}$ 、 $\ddot{\theta}$ 分别为曲轴旋转角、曲轴旋转角速度和角加速度； $J(\theta)$ 为整个轴系旋转运动部分的有效集中转动惯量。

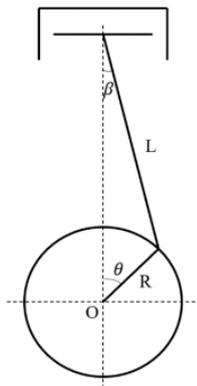


图4 曲柄连杆机构简图

柴油机的指示扭矩又叫气体压力扭矩。气缸内燃爆产生的气体压力，通过曲柄连杆机构将其对活塞向下的推力转换为曲轴旋转的驱动力矩，是柴油机中最主要的驱动力。根据几何关系和受力分析有：

$$T_{\text{indicate}} = (P_c - P_{cc}) \cdot A \cdot L = (P_c - P_{cc}) \cdot A \cdot \frac{\sin\theta}{\sin\beta} \cdot R = (P_c - P_{cc}) \cdot A \cdot \left(\sin\theta + \frac{\lambda \cdot \sin 2\theta}{2 \cdot \sqrt{1 - \lambda^2 \sin^2 \theta}} \right) \cdot R \quad (11)$$

其中， P_c 为气缸压力， P_{cc} 为曲轴箱内压力， A 为活塞面积， L 为连杆长度， θ 为曲轴转角， β 为连杆摆角， λ 为连杆曲柄比， R 为曲柄半径。

在曲柄连杆机构中，往复惯性质量 m 产生的往复惯性力扭矩虽然在一个工作周期内做功值为零，但是其大小变化对瞬时转速波形产生明显的影响。往复惯性力大小等于质量与加速度之积，方向与活塞加速度相反。整个曲柄连杆机构的往复惯性扭矩为：

$$T_{\text{mass}} = -ma \cdot L$$

$$= -ma \cdot \left(\sin\theta + \frac{\lambda \cdot \sin 2\theta}{2 \cdot \sqrt{1 - \lambda^2 \sin^2 \theta}} \right) \quad (12)$$

式中， m 为往复惯性质量， a 为活塞加速度。

3.2 缸内压力重构

当已知瞬时转速信号时，可以反过来在线识别柴油机各缸气体压力。图5显示了基于瞬时转速重构缸压的过程图。首先根据瞬时转速信号利用式10得到曲轴总扭矩 T_{total} ，忽略摩擦扭矩和负载扭矩后，通过式12计算往复惯性扭矩 T_{mass} 得到总气体压力扭矩 T_{indicate} 。

虽然总气体压力扭矩是来自所有气缸的单个气体压力扭矩的组合，但由于多缸发动机的顺序点火性质，通常在发动机循环一段时间内只有一个气缸的气体压力扭矩占主导地位，其他五个气缸在同一时间内要么处于排气冲程，要么处于进气冲程，产生的扭矩相对较小，因此在计算中可以用微小定值代替其他五缸的扭矩贡献^[24]。在单缸燃烧上止点附近的一段曲轴转角内（ $-40^\circ \text{ CA} \sim 60^\circ \text{ CA}$ ）进行计算，并将该缸燃烧上止点上扭矩值作为其余五缸的扭矩贡献值，分离出单缸气体扭矩贡献。最后利用式11计算单缸气体压力。

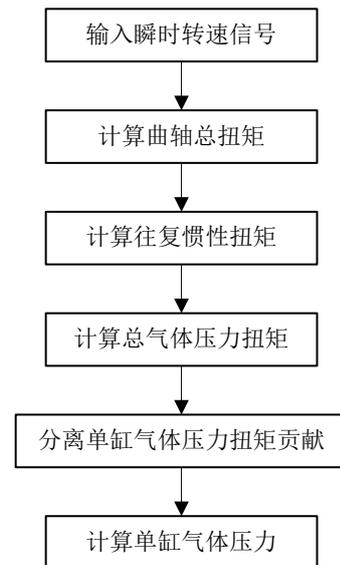


图5 基于瞬时转速重构缸压的动力学模型建模流程

4 柴油机混合模型

提出的柴油机混合模型是柴油机数据驱动模型和柴油机动力学模型的结合。混合模型的建模流程如图6所示，将柴油机运行参数作为数据驱动模型的输入，预测出韦伯燃烧参数代入到韦伯公式并进行缸内工作过程计算得到缸内压力预测值。将瞬时转速信号作为动力学模型的输入得到缸内压力重构

值。按照加权平均法将两个模型的权重分别设为0.5，将缸内压力预测值与缸内压力重构值融合在加权平均算法中得到缸内压力混合值。所使用的加权平均法是一种最简单、最直观的数据层融合方法，即将模型提供的冗余数据信息进行加权平均后作为混合值。

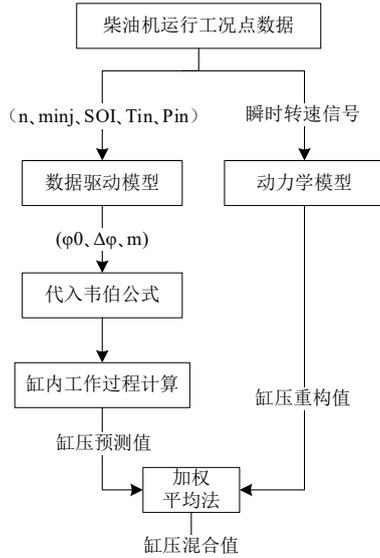


图6 混合建模的示意图

5 结果讨论

在本节中，展示并讨论了上述的柴油机数据驱动模型、柴油机动力学模型和柴油机混合模型对柴油机缸内压力预测所获得的结果。

在柴油机数据驱动模型中，10组验证工况的韦伯燃烧参数预测值如表3所示，图7为10组验证工况根据韦伯燃烧参数预测值进行缸内工作过程计算得到的缸内压力预测值与目标值对比图。图8为10组验证工况基于动力学模型的缸内压力重构值与目标值对比图。图9为10组验证工况基于混合模型的缸内压力混合值与目标值对比图。利用式7计算缸内压力的均方误差值(MSE)，表4为10组验证工况三种模型的均方误差值以及三种模型平均每个工况运行时间。

表3 验证工况的韦伯燃烧参数预测值及对应的柴油机运行参数

序号	n r/min	m_{inj} g	SOI °CA	P_{in} mpa	T_{in} K	Φ_0 °CA	$\Delta\Phi$ °CA	m
1	750	3	-4.7	0.52	313	-0.9	69	0.61
2	750	2	-0.7	0.38	311	-6.2	94	0.59
3	750	1.5	-0.7	0.31	311	-6.5	134	0.50
4	650	3	-2.7	0.45	311	-8.0	78	0.47

5	650	2.5	-8.7	0.39	311	-5.0	81	0.62
6	650	2	-0.7	0.35	310	3.2	104	0.54
7	550	3	-4.7	0.38	310	-0.6	83	0.48
8	550	2.5	-0.7	0.34	310	3.5	93	0.52
9	450	3	-10.7	0.27	309	-5.3	126	0.24
10	450	3	-0.7	0.3	309	4.3	110	0.31

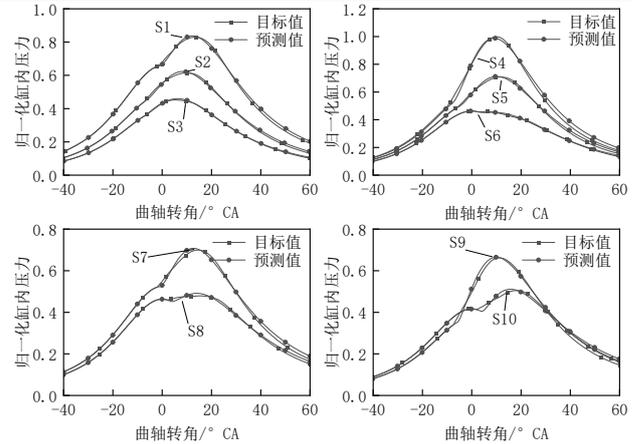


图7 基于数据驱动模型的缸内压力预测值与目标值的对比图(归一化处理)

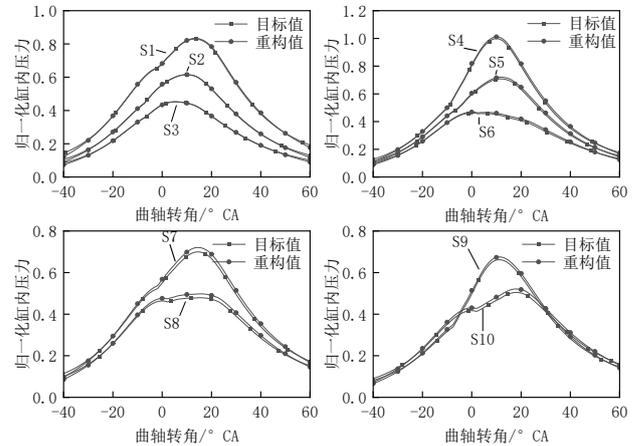


图8 基于动力学模型的缸内压力重构值与目标值的对比图(归一化处理)

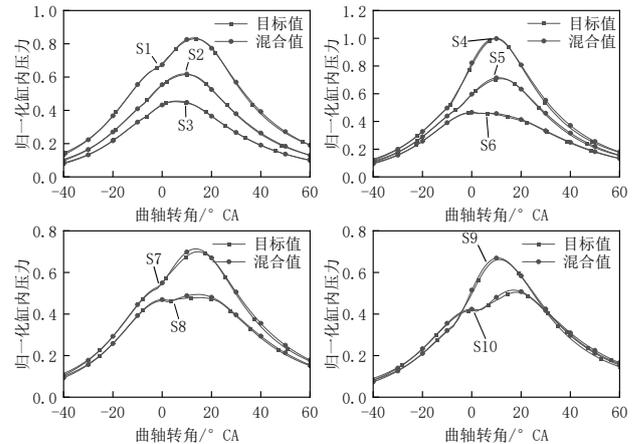


图9 基于混合模型的缸内压力重构值与目标值的对比图(归一化处理)

表4 10组验证工况三种模型的均方误差以及运行时间

序号	数据驱动模型	动力学模型	混合模型
1	7.0047	2.7614	2.5496
2	3.6851	1.2302	0.9813
3	0.5754	0.7777	0.2283
4	16.976	7.9112	7.1527
5	6.5154	5.2761	3.4451
6	1.1300	3.9223	1.0651
7	7.8290	11.8302	5.7670
8	2.9019	8.8907	2.8754
9	11.1880	6.6195	5.6234
10	4.7347	8.4050	3.2838
平均值	6.254	5.762	3.297
运行时间	0.0972s	0.0430s	0.1497s

从图 7、图 8、图 9 三组对比图可以看到混合模型对缸内压力的拟合程度要高于单一数据驱动模型和动力学模型。从表 3 看出每个验证工况点混合模型缸内压力的均方误差要小于数据驱动模型和动力学模型。数据驱动模型在验证工况点处缸内压力的均方误差的平均值为 6.254，动力学模型在验证工况点处缸内压力的均方误差的平均值为 5.762，混合模型在验证工况点处缸内压力的均方误差的平均值为 3.297，相较数据驱动模型和动力学模型分别降低了 47%和 43%，预测精度得到提高。从验证工况平均运行时间来看，数据驱动模型为 0.0972s，动力学模型为 0.0430s，混合模型为 0.1497s，三种模型每个工况的运行时间都小于柴油机实际运行时间（约为 0.16s），缸内压力的实时预测得到保障。因此混合模型可以消除不同模型的冗余和矛盾问题，增加各种模型缸压数据的互补性，保证缸压预测的实时性和可靠性。

5 结论

(1)数据驱动模型的质量取决于历史数据的质量和全面性，但由于缺乏物理基础，存在稳定性较差、有效信息提取不全面和预测精度不理想等不足。

(2)基于瞬时转速倒推缸压的动力学模型一般在柴油机全工况域内具有较好的全局可信度，但它的准确性又很大程度上受到模型简化的影响。

(3)多模型混合建模方法将数据驱动模型和动力学模型融合为一个模型，较大限度地利用原始数据之间的信息，综合考虑了预测效果总体性，减少了单一模型所带来的随机误差和系统偏差，可以改善模型的预测可信度，从而提高模型的稳定性。

参考文献：

- [1] Guan W, Pedrozo V, Zhao H, et al. Miller cycle combined with exhaust gas recirculation and post-fuel injection for emissions and exhaust gas temperature control of a heavy-duty diesel engine[J]. *International Journal of Engine Research*, 2019, 21(6): 1381-1397.
- [2] Georgiou C, Azimov U. Analysis and multi-parametric optimisation of the performance and exhaust gas emissions of a heavy-duty diesel engine operating on Miller cycle[J]. *Energies*, 2020, 13(14): 1-25.
- [3] 江涛. 高速直喷柴油机基于目标放热规律的燃烧过程主动控制方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [4] 李玉. 船舶柴油机监测系统设计与开发[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2017.
- [5] Hasegawa M, Shimasaki Y, Yamaguchi S, et al. Study on ignition timing control for diesel engines using in-cylinder pressure sensor[C]. *SAE International*, 2006, 2006-01-0180. (2006-01-01). <https://dx.doi.org/10.4271/2006-01-0180>.
- [6] Giglio V, Iorio B, Police G, et al. In-cylinder Pressure Measurement for Control and Diagnostics in Spark Ignition Engines[C]. *SAE International*, 2005, 2005-24-062. (2005-01-01). <https://dx.doi.org/10.4271/2005-24-062>.
- [7] 史明伟, 王贺春, 杨传雷等. 基于 IMPSO 的双韦伯燃烧参数标定及预测[J]. *内燃机学报*, 2023, 41(01): 61-67.
- [8] 彭倩. 柴油机准维燃烧模型的校核方法与应用[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- [9] 张天. 喷雾射流间交叉碰撞现象学模型研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2022.
- [10] Michele Battistoni, Francesco Mariani, Francesco Risi, et al. Combustion CFD modeling of a spark ignited optical access engine fueled with gasoline and ethanol [J]. *Energy Procedia*, 2015, 82: 424-431.
- [11] 何春晖. 柴油机喷雾撞壁分区燃烧系统优化研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
- [12] Liu Y B, Liu J M, Qiao X Y, et al. Application of Supportive Vector Machine in Technical States Evaluation of Diesel Engine[J]. *Journal of Academy of Armored Force Engineering*, 2009, 23(2): 38-40.
- [13] Kakati D, Roy S, Banerjee R. Development of an

- artificial neural network based virtual sensing platform for the simultaneous prediction of emission-performance-stability parameters of a diesel engine operating in dual fuel mode with port injected methanol[J]. *Energy Conversion and Management*, 2019, 184: 488-509.
- [14] Bosi L, Catalani I, Baroni A, et al. Real Time Estimation of Combustion Indicators on a 4-Cylinder CI Turbocharged Engine Based on Instantaneous Engine Speed Measurement with Rapid Prototyping Implementation[C]. *Institute of Physics*, 2022, 2385. (2022-01-01). <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/2385/1/012083>.
- [15] Bennett C, Dunne J F, Trimby S, et al. Engine cylinder pressure reconstruction using crank kinematics and recurrently-trained neural networks[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2017, 85: 126-145.
- [16] 刘荣振. 基于瞬时转速的气缸压力重构及诊断系统研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2010.
- [17] Jia L, Naber J, Blough J, et al. Accelerometer-based combustion metrics reconstruction with radial basis function neural network for a 9 L diesel engine[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*. 2014, 136(3): 031507.
- [18] 杨甜甜. 基于振动信号时频分析的柴油机缸内燃烧状态监测研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2019.
- [19] 唐娟. 柴油机振动信号特征参数提取方法及缸内压力信号重构方法的研究[D]. 济南: 山东大学, 2007.
- [20] El-Ghamry M, Steel J A, Reuben R L, et al. Indirect measurement of cylinder pressure from diesel engines using acoustic emission[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2005, 19(4): 751-765.
- [21] Wagner M, Bohme J F, Forster J. In-cylinder pressure estimation from structure-borne sound[C]. *SAE International*, 2000, 2000-01-0930. (2000-01-01). <http://dx.doi.org/10.4271/2000-01-0930>
- [22] Tsitsilonis K, Theotokatos G. A novel method for in-cylinder pressure prediction using the engine instantaneous crankshaft torque[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*. 2022, 236(1): 131-149.
- [23] Larsson S, Schagerberg S. SI-engine cylinder pressure estimation using torque sensors[C]. *SAE International*, 2004, 2004-01-1369. (2004-01-01). <http://dx.doi.org/10.4271/2004-01-1369>.
- [24] Liu F, Amaratunga GAJ, Collings N et al. An experimental study on engine dynamics model based in-cylinder pressure estimation[C]. *SAE International*, 2012, 2012-01-0896. (2012-01-01). <http://dx.doi.org/10.4271/2012-01-0896>.