

基于数字孪生的船用柴油机燃烧模型的构建与验证

胡登¹, 王贺春^{1*}, 杨传雷¹, 王彬彬¹, 段宝印¹, 王银燕¹

(哈尔滨工程大学动力与能源工程学院, 哈尔滨150001)

摘要:船用柴油机燃烧模型的构建是对处于长时间运行状态的发动机的性能优化和健康管理的关键手段。本文基于 Wiebe 燃烧模型结合深度学习神经网络提出了基于混合驱动的发动机零维预测模型构建方案, 用于实现发动机的同步仿真。首先对通过试验获得的缸压曲线进行 Wiebe 参数求解, 进而利用长短时记忆神经网络 (LSTM) 建立运行参数与 Wiebe 参数的辨识模型, 然后将 Wiebe 方程与深度学习神经网络相结合构建出零维预测燃烧模型, 并对预测性能进行非校核工况的泛化性分析。基于数字孪生的发动机燃烧模型是实现发动机燃烧过程在线预测的一种有效方法, 同时为未来的在线优化提供新的理论依据。

关键词: 柴油机; 数字孪生; LSTM 神经网络; 燃烧模型

Construction and verification of combustion model of marine diesel engine based on digital twin

Hu Deng¹, Wang Hechun^{1*}, Yang Chuanlei¹, Wang Binbin¹, Duan Baoyin¹, Wang Yinyan¹

(College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract:The construction of marine diesel engine combustion model is a key means for performance optimization and health management of the engine in a long-term running state. Based on the Wiebe combustion model combined with the deep learning neural network, this paper proposes a zero-dimensional engine prediction model construction scheme based on hybrid drive, which is used to realize the synchronous simulation of the engine. First, solve the Wiebe parameters for the cylinder pressure curve obtained through the test, and then use the long-short-term memory neural network (LSTM) to establish the identification model of operating parameters and Wiebe parameters, and then combine the Wiebe equation with the deep learning neural network to construct a zero-dimensional predictive combustion model, and conduct a generalization analysis of the predictive performance under non-calibrated working conditions. The engine combustion model based on the digital twin is an effective method to realize the online prediction of the engine combustion process, and at the same time provide a new theoretical basis for future online optimization.

Key words: diesel engine; digital twin; LSTM neural network; burning model

计算机技术的快速发展, 使得燃烧模型的仿真建模可以实现对燃烧过程的有效分析, 极大的节约了时间和成本^[1-2]。船用柴油机作为航海领域的主要动力装置, 对于船舶的高效运行和环境保护具有重要意义^[3]。然而, 柴油机燃烧过程的复杂性和试验数据获取的困难性使得对其性能和排放特性进行精确预测和优化成为一项具有挑战性的任务。为了解决这一问题, 基于数字孪生的燃烧模型应运而生。数字孪生是一种将物理系统与其虚拟副本相耦合的技术, 通过数学建模和仿真来实现对现实系统的精确描述和预测^[4]。在船用柴油机领域, 数字孪生技术为我们提供了一种构建高精度燃烧模型并进行验证的新途径。

柴油机燃烧过程分为多种形式, 其中唯一满足实时性要求的只有零维燃烧模型, 而 Wiebe 燃烧

模型作为零维燃烧模型的一种，计算过程没有和喷油规律进行关联，只需要提供已燃分数曲线就可完成校准，因此被大规模使用^[5]。LSTM 是一种特殊类型的循环神经网络（RNN），其在处理序列数据和处理长期依赖性方面相比传统的 RNN 有着更好的性能，因此，作为一种强大的人工智能工具逐渐在柴油机领域得到应用，LSTM 在燃烧过程的建模和性能预测方面也开始获得应用。文献[6-7]利用 CNN 构建了缸内燃烧与整机预测模型，结合智能优化算法对 CNN 进行结构优化，创建了用于检测发动机缸内燃烧过程缸内失火的诊断方案。文献[8]利用 Bi-LSTM 构建了光伏预测模型，可以实时地对光伏功率进行预测。马骋^[9]利用柴油/天然气双燃料发动机的试验数据，结合 LSTM 神经网络构建了整机预测模型，实现了油耗和排放的实时映射。

本研究旨在构建和验证一种基于数字孪生的船用柴油机燃烧模型，以实现柴油机燃烧过程的准确模拟和性能预测。首先，通过试验获得的缸压曲线进行 Wiebe 参数的求解。然后利用大量的试验数据和 LSTM 深度学习神经网络构建神经网络辨识模型，然后结合双 Wiebe 模型进行燃烧过程的重构，最后对模型进行非校核工况点的泛化性验证，以确保其精确性和适用性。

1 零维预测燃烧模型建模方案

1.1 试验台架与试验方案

本文基于 TBD620 单缸中速柴油机进行试验，其主要技术参数如表 1 所示，发动机采用中冷、高压共轨燃油系统。试验所用缸压传感器型号为 Kistler6125C，测功机为 GW320 电涡流测功机，AVL INDIMDUL 621 燃烧分析仪和 AVLAMA160 废气分析仪。试验从转速 900~1800 r/min 进行均匀取值，以及扭矩 300~2335 N·m 进行均匀取值，进行万有特性试验，共计 492 个工况点。

表 1 TBD620 柴油机主要参数

参数（单位）	数值
标定转速（r/min）	1800
压缩比	13.5:1
标定功率（kW）	146
气缸直径（mm）	170
连杆曲柄比	3.57
涡后排气温度（°CA）	≤550
活塞行程	195
额定工况油耗（g/kW·h）	225

2 神经网络辨识模型的构建

由于 Wiebe 方程中的参数与运行参数没有直接的联系，因此很难直接通过经验公式对运行参数与 Wiebe 参数进行拟合。由于长短时记忆神经网络（LSTM）具有任意非线性函数逼近特性，在复杂参数关系方面具有较强的辨识能力，因此，采用 LSTM 对运行参数与韦伯参数进行辨识。

2.1 LSTM 神经网络

Hochreiter 等人在时间循环神经网络（RNN）的基础上提出了一种改进的循环神经网络，即 LSTM。与传统的 RNN 不同，LSTM 具有更强大的记忆能力，并能更好地处理长期依赖关系。LSTM 通过引入门控机制来控制信息的流动，通过三个门控单元（输入门、遗忘门和输出门）来决定信息的更新、读取和输出。通过加入自适应遗忘门，使其在学习中不断更新并释放内部资源，解决了梯度爆炸和梯度消失的问题，同时在 RNN 的隐含层中引入了细胞状态，用于保存长时间序列的重要信息，缓解了长期以来的梯度不稳定问题。

基于试验条件下获得的 492 组数据作为训练样本，随机选取前 80% 作为训练集，剩余 20% 样本作为测试集。文献[4]通过对 Wiebe 参数进行简化，最终获得了预混燃烧比 α 、预混燃烧持续期 $\Delta\phi_p$ 、预混燃烧品质质量 m_p 、扩散燃烧持续期 $\Delta\phi_d$ 、扩散燃烧品质质量 m_d 以及燃烧始点 ϕ_0 6 个燃烧参数作为输出信号，转速 n 、循环喷油量 m_{fuel} 、喷油定时 θ_{SOI} 、进气压力 P_{in} 和进气温度 T_{in} 5 个参数作为输入信号。

LSTM 的模型结构图如图 1 所示，主要包含遗忘门、输入门、细胞状态和输出门。遗忘门（图 1①）用于判定之前信息的保留与否。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

式中： σ 为 sigmoid 函数， W_f 为当前输出权重， b_f 为当前输出偏置。

输入门（图 1②）决定了当前信息能否被写入到细胞状态中。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$C'_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot C'_t \quad (4)$$

式中： W_i 和 W_c 代表当前输出权重， b_i 和 b_c 为当前输出偏置。

最后输出门（图 1④）基于细胞状态的信息进行判断，决定输出内容。

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

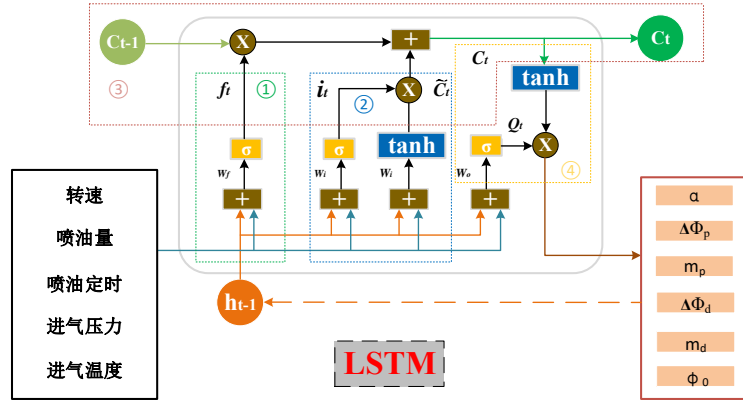
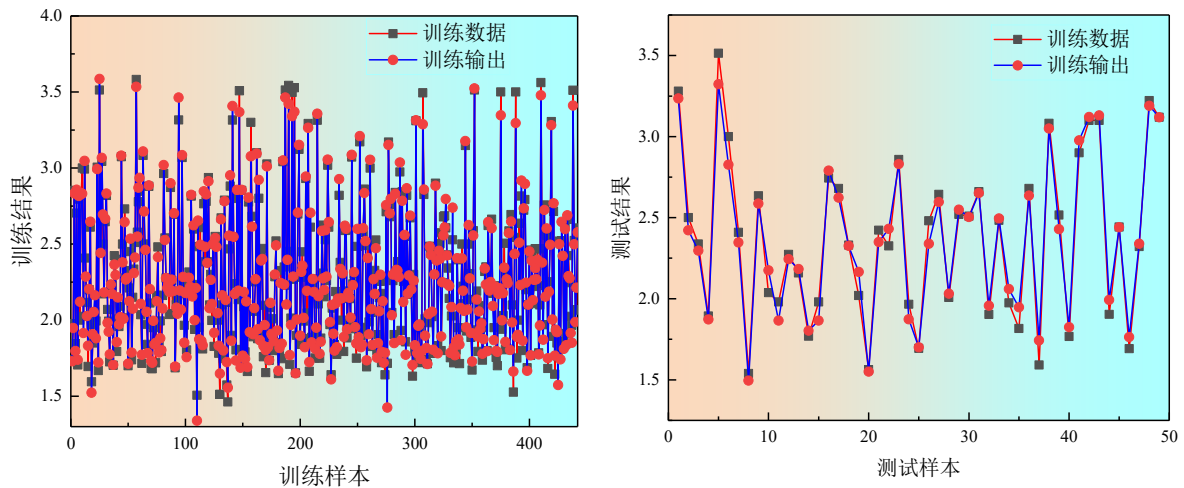


图 1 LSTM 神经网络单元结构图

2. LSTM 神经网络辨识模型预测精度

图 2 为 LSTM 神经网络建立的缸内燃烧辨识模型对 m_p 的预测精度及回归结果，图中给出了 m_p 训练结果、测试结果与原始数据集之间的分布，测试与训练回归分析以及误差分布。LSTM 对应的 m_p 最大误差 0.192 同时，表 2 中 m_p 的训练集和测试集的预测结果和试验数据的 R^2 分别为 0.9709、0.9729，高于 0.97，具有良好的回归效果，证明利用 LSTM 在回归预测模型构建上具有良好的可行性。可以看出， m_p 的预测输出与试验数据基本一致，具有一定的预测能力。



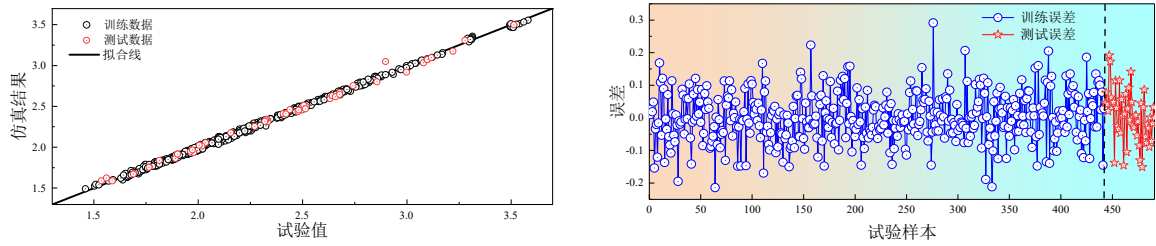


图 2 LSTM 神经网络对 m_p 的训练结果

表 2 LSTM 神经网络性能的统计值

	R^2	MSE	MAPE%	RMSE
训练集	0.9889	0.0069	2.79%	0.0835
测试集	0.9886	0.0067	2.82%	0.0821

2.3 缸内燃烧过程的简化重构

基于建立的 LSTM 神经网络辨识模型，可以快速获得不同运行工况下的 Wiebe 参数，在此基础上，通过对燃烧过程的简化可以实现对燃烧过程的正向重构。如图 3 所示，通过输入不同的运行参数可以获得与之对应的 Wiebe 参数，通过双 Wiebe 方程以运行参数为起点结合质量守恒方程、能量守恒方程和理想气体状态方程，利用龙格库塔法对缸压曲线进行正向求解即可实现对燃烧过程的简化重构。采用泵气损失模型可以计算得出平均指示压力（IMEP）燃烧中心（CA50）。

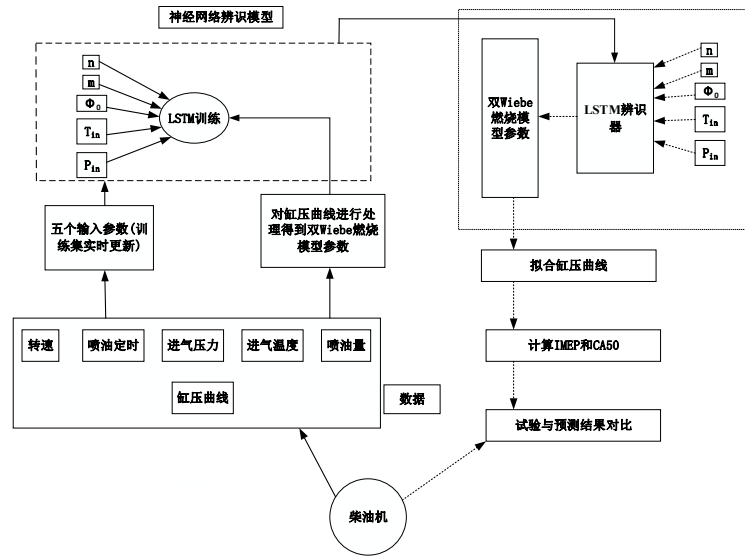


图 3 零维预测燃烧模型建模流程

2.4 LSTM 燃烧模型预测精度泛化性分析

图 4 为基于 LSTM 深度学习神经网络构建的零维预测模型中 CA50 中仿真值和试验值的对比结果。不难发现，CA50 对应仿真值与试验值 R^2 为 0.9826，低于模型的测试集 m_p 的 R^2 (0.9886)，表明模型对 MFB50 具有良好的预测效果，因为模型性能参数是基于预测结果计算得来，因此模型对性能参数的预测精度低于对燃烧参数的预测。

为进一步验证 LSTM 神经网络构建的燃烧模型在发动机偏离校准工况时的精度变化,建立了图 5 所示的非校准瞬态工况下的泛化性能对比。由图可知, LSTM 模型预测结果与试验值变化趋势基本保持一致,模型具有良好的泛化性能,可用于后续对发动机的实时优化研究。

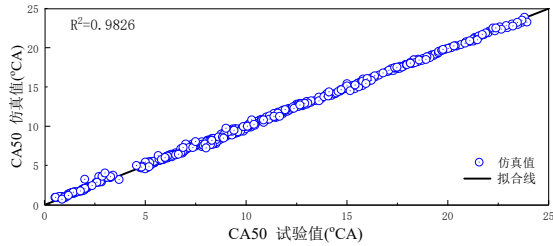


图 4 燃烧模型对 CA50 的仿真值与试验值对比

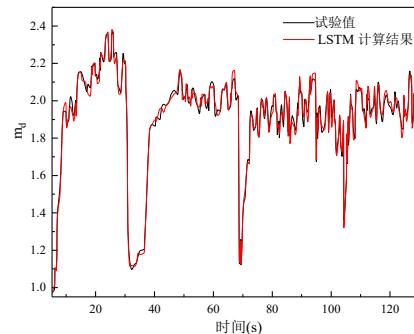


图 5 瞬变过程不同模型泛化性能对比

3 结论

(1) 首次将 LSTM 深度学习神经网络用于构建发动机运行参数与 Wiebe 参数的辨识模型,同时模型的预测精度远高于 0.97,具有良好的拟合精度。

(2) 将 Wiebe 燃烧模型与 LSTM 神经网络相结合构架了基于数字孪生的零维预测模型,模型对 CA50 的仿真结果与试验值的 R^2 为 0.9826,具有较高的预测精度。

(3) 将 LSTM 神经网络构建的燃烧模型进行非校准瞬态工况下的泛化性能对比,表明基于数字孪生的柴油机燃烧模型具有良好的泛化性,可用于后续对实体发动机的实时仿真和在线优化。

参考文献

- [1] Hu D., Wang H., Wang B., et al. Calibration of 0-D combustion model applied to dual-fuel engine [J]. Energy, 2022, 261: 125251.
- [2] Oleksiy B., Tetsugo F. Development of a diesel engine's digital twin for predicting propulsion system dynamics [J]. Energy, 2020, 196: 117126.
- [3] Finesso R., Spessa E. A real time zero-dimensional diagnostic model for the calculation of in-cylinder temperatures, HRR and nitrogen oxides in diesel engines [J]. Energy Conversion and Management, 2014, 79: 498-510.
- [4] Guan J., Li Y., Liu J., et al. Experimental and numerical research on the performance characteristics of OPLVCR engine based on the NSGA II algorithm using digital twins [J]. Energy Conversion and Management, 2021, 241: 114289.
- [5] Hu S., Wang H., Niu X., et al. Automatic calibration algorithm of 0-D combustion model applied to DIC1 diesel engine [J]. Applied Thermal Engineering [J]. 2018, 130: 331-342.
- [6] He L., Chan J. C.-W., Wang Z. Automatic depression recognition using CNN with attention mechanism from videos [J]. Neurocomputing, 2021, 422: 165-175.
- [7] Li W., Wang L., Dong Z., et al. Reservoir production prediction with optimized artificial neural network and time series approaches [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 215: 110586.

- [8] Zhen H., Niu D., Wang K., et al. Photovoltaic power forecasting based on GA improved Bi-LSTM in microgrid without meteorological information [J]. *Energy*, 2021, 231: 120908.
- [9] Ma C., Song E.-Z., Yao C., et al. Analysis of PPCI mode and multi-objective comprehensive optimization for a dual-fuel engine [J]. *Fuel*, 2021, 303: 121296.