

# 基于 BP 神经网络的发动机燃烧模型建模方法研究

## The development of engine combustion models using Artificial Neural Network

张林晖 吴滔滔 韩恺 刘杨杨

(北京理工大学机械与车辆学院, 北京 100081)

**摘 要:** 本文基于 GT-Power 发动机仿真平台, 研究了发动机动态模型的建模理论和方法。重点研究了利用神经网络的发动机动态燃烧模型的建模。在此基础上, 以道依茨 BFM1015 增压中冷柴油机为对象, 使用 GT-Power 软件建模, 对该方法进行了验证。结果表明: 与传统的动态模型相比基于神经网络的发动机动态模型具有较高的精度, 能够更好的体现发动机的瞬态特性, 尤其是瞬态过程中的燃烧规律。

**关键词:** 发动机动态模型、GT-Power、人工神经网络、燃烧模型

**Abstract:** Based on GT - Power engine simulation platform, this paper studies the modeling theory and method of engine dynamic model. Research is mainly focused on the use of the neural network model of dynamic combustion model. On this basis, according to BFM1015 turbocharged inter-cooled diesel engine as an object, use the GT - Power software modeling, the method is verified. The results show that the dynamic model are compared with the traditional engine dynamic model based on neural network has high precision, can reflect the transient characteristics of the engine, especially in the process of transient combustion.

**Key words:** Dynamic engine model、GT-Power、Artificial Neural Network、Combustion model

### 引言

车辆在起步、升档、降档、制动、加速、减速等过程中, 发动机都是处于动态工况。对于发动机的动态性能进行计算仿真, 可以全面地考虑相关的各种因素, 方便快捷地进行发动机性能计算, 使发动机的性能分析以及综合控制系统的开发建立在更科学的基础之上, 并且大大减少试验工作量。

涡轮增压柴油机的动态性能仿真研究始于 20 世纪 70 年代, 曼彻斯特大学提出了用一系列稳态工况点来模拟瞬态工况的假设, 并指出了柴油机的一些动态特性, 比如涡轮滞后, 为后世的研究奠定了基础<sup>[1]</sup>。80 年代中期, 瞬态工况下缸内的燃烧和摩擦损失开始得到关注。韦恩州立大学的 Henein 教授发表了一系列的描述缸内过程的模型。国立雅典理工大学的 Rakonopoulos 教授建立了真正意义上的多缸机模型, 单独的计算每一个缸内过程, 并带有燃油喷射系统, 以研究喷油过程的瞬态特性, 他的模型被广泛地用来进行参数分析和敏感性研究, 比如压气机的喘震<sup>[2]</sup>。近年来瓦伦西亚大学研究了 EGR 的影响和排气管道的优化, 旨在提高发动机的动态响应<sup>[3]</sup>。Murayama 等通过研究自然吸气单

缸柴油机的加速过程, 并指出由于供油量的大范围快速变化, 供油系统内存在瞬态扭转变形, 导致不完全燃烧, 这是稳态燃烧模型无法预测的<sup>[4]</sup>。Winterbone 和 Tennant 通过研究涡轮增压六缸柴油机发现负载增加后燃烧过程恶化, 这种恶化也被 Nox 排放的相关研究所证实<sup>[5]</sup>。

本文以 GT-SUITE 软件为建模工具, 以道依茨 BFM1015 增压中冷柴油机为研究对象, 通过对基于神经网络的发动机燃烧模型的研究, 提高瞬态工况下发动机模型的仿真精度。

## 1 发动机燃烧模型建模方法

燃烧模型是整个模型的核心, 对发动机的动态性能有决定性的影响。本文中的燃烧模型采用基于神经网络的燃烧模型。首先利用韦伯参数将燃烧参数化, 利用 BP 神经网络建立起发动机性能参数 (如: 进气歧管温度、压力、转速、循环喷油量) 与燃烧参数之间的关系。

### 1.1 燃烧参数化

本文采用三元韦伯函数来描述柴油机的燃烧放热规律, 它可以描述柴油燃烧过程中预混燃烧、主燃和后燃三个阶段。可用通过增加韦伯方程来模拟更为复杂的喷油策略, 如预燃和后喷等, 三元韦伯函数放热率数学表达式为:

$$\text{RoHR} = \sum_{i=1}^3 \left[ WC_i (E_i + 1) (\theta - \text{SOI} - \text{ID})^{E_i} e^{-WC_i (\theta - \text{SOI} - \text{ID})^{(E_i + 1)}} F_i \right] \quad (1)$$

上式为放热规律 (如下式) 的微分形式。

$$\text{HRL}(\theta) = \sum_{i=1}^3 \left[ (CE)(F_i) [1 - e^{-(WC_i)(\theta - \text{SOI} - \text{ID})^{(E_i + 1)}}] \right] \quad (2)$$

式中,  $\theta$  为曲轴转角, SOI 为喷油提前角, ID 为着火延迟角,  $F_i$  为各韦伯函数占整个燃烧过程的比例, 其取值范围为 0-1 之间。CE 表示燃烧效率。Ei 为各韦伯函数燃烧品质指数, 表征燃烧进程的性质。WCi 为韦伯常数, 由各韦伯函数燃烧持续期和燃烧品质指数共同决定。

根据燃烧分析仪测量得到的缸压曲线, 利用单区燃烧模型和热力学第二定律可以计算得到试验放热规律。为了利用韦伯函数对燃烧过程进行参数化, 建立了如下的目标函数:

$$\min F(E_i, F_i, D_i, \text{SOI} + \text{ID}, CE) = \int (\text{RoHR} - \text{RoHRe})^2 d\theta \quad (3)$$

作为多目标寻优的目标函数。这是一个非线性多维规划问题, 且规划模型目标函数是按最小二乘理论建立, 可以利用 Levenberh-Marquardt 算法编制程序进行优化求解。然而对于非线性多维规划问题, 存在对于给定的放热率曲线, 能否得到独立的参数最优解的问题。这个问题的根本在于三元韦伯函数 11 个变量之间相互影响, 作用重叠。通过进一步研究, 在不影响拟合效果和精度的前提下, 对三元韦伯函数各参数进行约束, 约束条件如下所示:

$$F_3 = 1 - F_1 - F_2, F_1 > 0, F_2 > 0; \quad (4)$$

$$CE = 100\% \quad (5)$$

$$0 < D_1 < 12^\circ \text{CA}, D_2 > 0, D_3 > 0; \quad (6)$$

$$E_1 = 0.8, E_2 > 0, E_3 = 0.8; \quad (7)$$

此时三元韦伯函数的 11 个变量已经减少为 7 个独立的变量。这 7 个独立变量（燃烧起始角 SOI+ID，预混燃烧持续期 D1，主燃持续期 D2，后燃持续期 D3，预混燃烧比例 F1，后燃比例 F3，主燃品质指数 E2）分别选做神经网络模型的输出层节点，因此本文一共需要进行 7 次神经网络训练，得到 7 张韦伯参数的 MAP。

## 1.2 基于 BP 神经网络的燃烧模型

### (1) 学习样本的确定

利用发动机瞬态试验得到的试验数据，以循环为标准对所采集的发动机的状态和性能参数取循环内平均值。对于瞬态过程中每一个发动机循环，利用试验采集的缸压来计算放热率，并对放热率进行参数化，得到一组韦伯参数。因而每一组韦伯参数都有一组发动机状态和性能参数与之对应。每一组动态试验，油量阶跃发生在第 20 个循环，经过大约 80 个循环后各参数基本稳定。因此取前 80 个循环的数据来作为基础数据。一共选取五组转速 1100r/min、1300r/min、1500r/min、1700r/min 和 1900r/min 分别进行试验研究，基本能覆盖该发动机的工作范围。试验总共提供 400 组（80×5）基础数据，取其中 80%（320 组）作为训练样本，剩下 20%（80 组）作为测试样本，用于校核。选取影响发动机燃烧的状态参数作为神经网络训练的输入，本文所选参数及其取值范围如表（1）所示。

表 1 神经网络训练输入参数以及其范围

| 参数     | 单位    | 输入编号 | 最小值  | 最大值  |
|--------|-------|------|------|------|
| 进气歧管温度 | K     | 1    | 30   | 45   |
| 进气歧管压力 | Bar   | 2    | 1    | 2.5  |
| 转速     | r/min | 3    | 1000 | 2000 |
| 循环喷油量  | mg/cc | 4    | 0    | 200  |

### (2) BP 神经网络

本研究所使用的神经网络为三层反向传播神经网络（Back-Propagation Neural Network），由输入层、输出层和两个隐藏层组成。输入层包括  $k$  个输入，两个隐藏层分别包含  $n$  个节点和  $m$  个节点，输出层为 1 个输出，其结构如图(1)和式(8)所示。

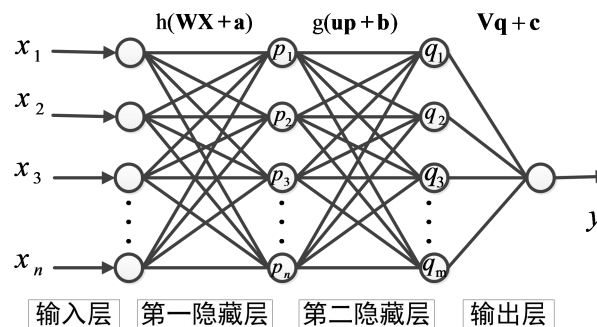


图 1 三层反向传播神经网络结构图

$$y = f(V \times g(U \times h(W \times x + a) + b) + c) \quad (8)$$

$W$  和  $U$  分别为第一隐藏层和第二隐藏层的权向量,  $a$  和  $b$  分别为这两层的偏置向量;  $V$  和  $c$  为输出层的权向量和偏置;  $x$  为输入向量,  $y$  为输出值。

根据上述的设计, 形成的燃烧参数神经网络模型结构示意图如图 (2) 所示。

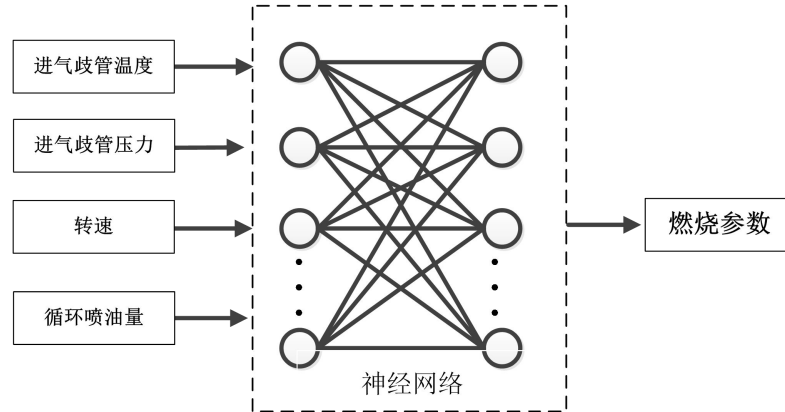


图 2 瞬态工况燃烧参数神经网络模型结构示意图

## 2 发动机动态模型的建立及试验验证

本文以道依茨 BFM1015 涡轮增压中冷柴油机作为研究对象进行试验与仿真, 发动机主要技术参数如表 2 所示。

表 2 BFM1015 基本参数

| 型式   | V 型、六缸、四气门、涡轮增压中冷器 |        |                                               |
|------|--------------------|--------|-----------------------------------------------|
| 最大转速 | 2100 r/min         | 标定功率   | 330kW                                         |
| 压缩比  | 17                 | 总排量    | 11.9L                                         |
| 发火顺序 | 1-6-3-5-2-4        | 燃油消耗率  | $\leq 193\text{g}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ |
| 气缸排列 | V 型 $90^\circ$ 夹角  | 燃油供给系统 | 直列柱塞泵                                         |
| 冲程   | 4                  | 中冷型式   | 水冷                                            |

为了研究发动机瞬态工况下的燃烧过程, 同时为建立适用于瞬态工况的燃烧模型提供基础数据, 并为模型提供校核的依据, 本文利用上文所描述的试验平台设计了发动机瞬态试验。通过对美国环保署 (EPA) 瞬态测试循环和欧洲瞬态测试循环 (ETC) 的分析表明, 恒定转速工况和恒定转矩工况是瞬态测试循环中的重点工况。所以针对发动机的工作范围, 本文选取五组转速 1100r/min、1300r/min、1500r/min、1700r/min 和 1900r/min 分别进行恒转速工况试验研究。

利用上述发动机瞬态试验得到结果, 根据神经网络燃烧模型的建模方法, 在 GT-Power 软件中搭建发动机基于神经网络的燃烧模型。燃烧模型如图 (3) 所示:

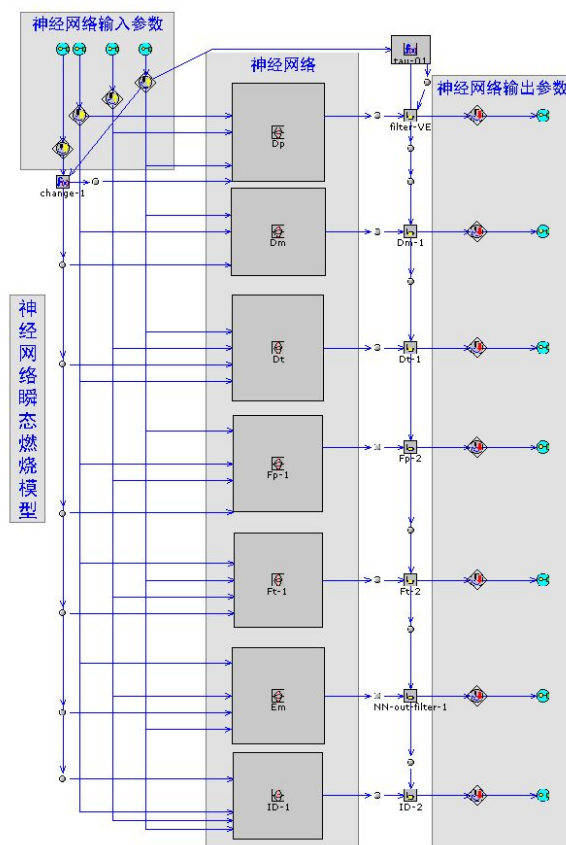


图 3 基于神经网络的发动机燃烧模型

基于 GT-Power 软件平台，建立了涡轮增压发动机仿真模型。在发动机稳态模型的基础上，耦合基于神经网络的柴油机瞬态燃烧模型，最终形成涡轮增压柴油机瞬态工况仿真模型。发动机动态模型模型如图（4）所示。

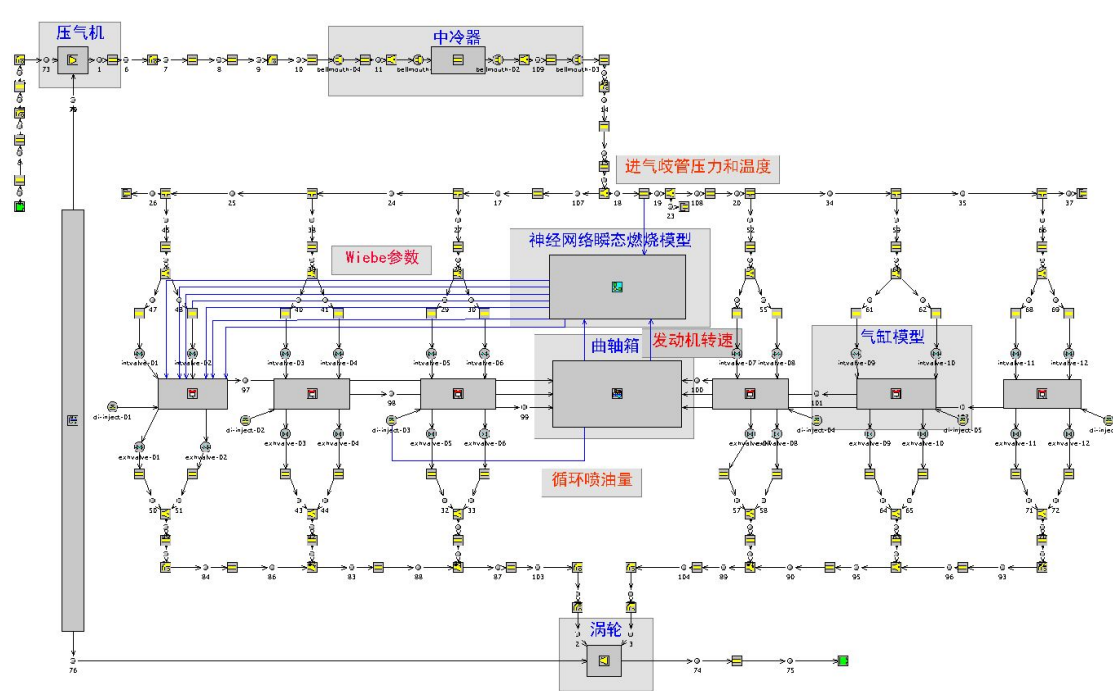


图 4 基于神经网络的发动机动态模型

利用上述发动机动态模型，将试验过程中测量的喷油量加入到仿真模型中进行仿真计算。模拟 1100r/min 的定转速增扭过程。仿真结果如图（5）所示，结果表明基于神经网络的发动机动态模型具有较高的精度。

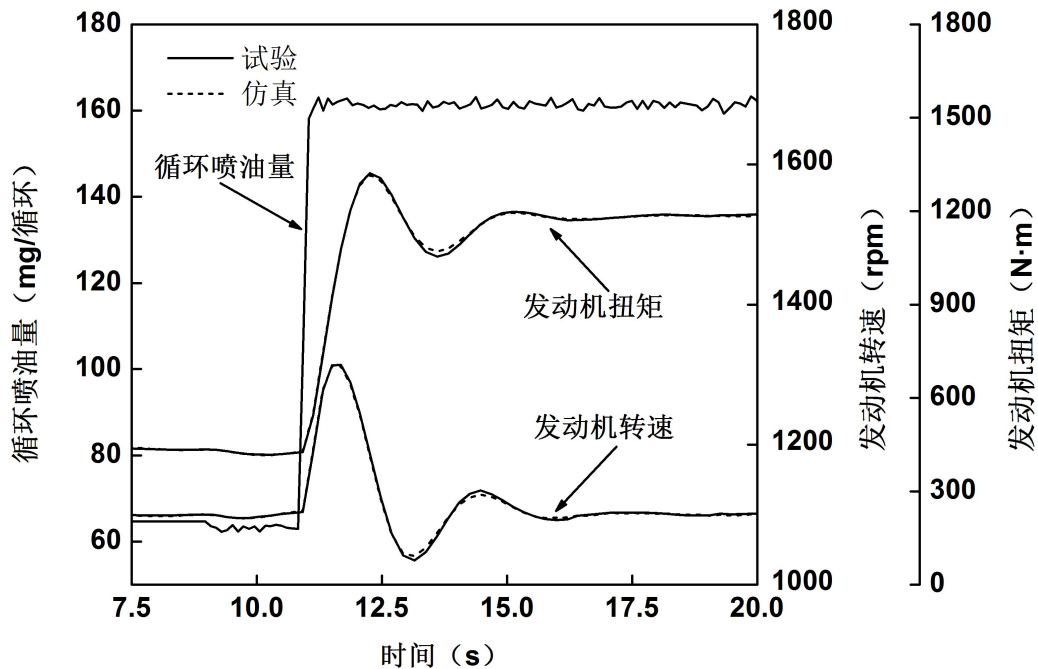
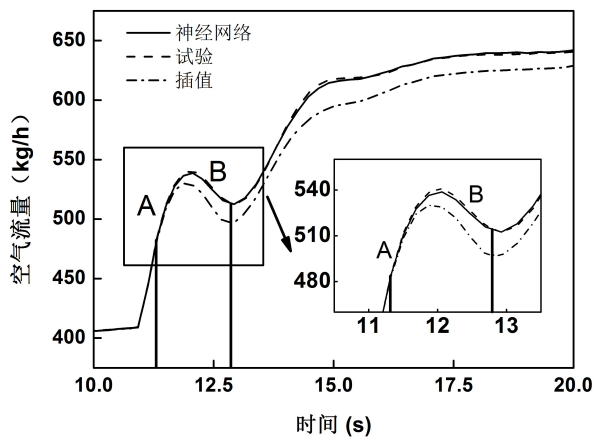


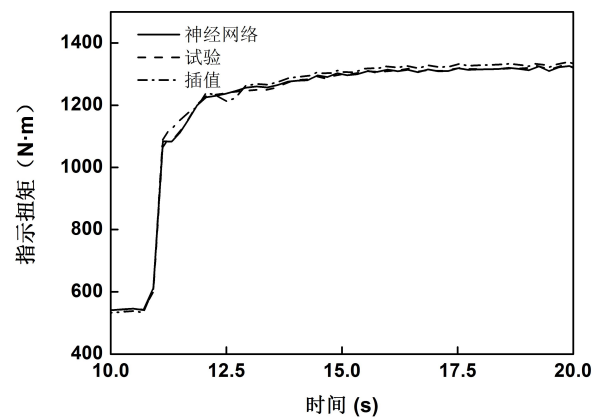
图 5 发动机动态过程仿真结果与试验对比

### 3 仿真结果对比分析

为了体现基于神经网络的动态燃烧模型的优势，将其和试验值及常用动态模型的仿真结果进行了对比。常用的动态模型的燃烧模型是稳态数据插值模型，此种模型的韦伯参数由预先给定的关于转速和扭矩的二维表插值得到，这些韦伯参数的二维表由发动机稳态台架试验逆向求得。发动机工况选取了 1100r/min 定转速增扭矩动态工况。喷油量在 10s 左右开始增加，动态过程主要在 10s 至 15s 的时间段内。仿真结果如下图所示：



(a) 空气流量



(b) 指示扭矩

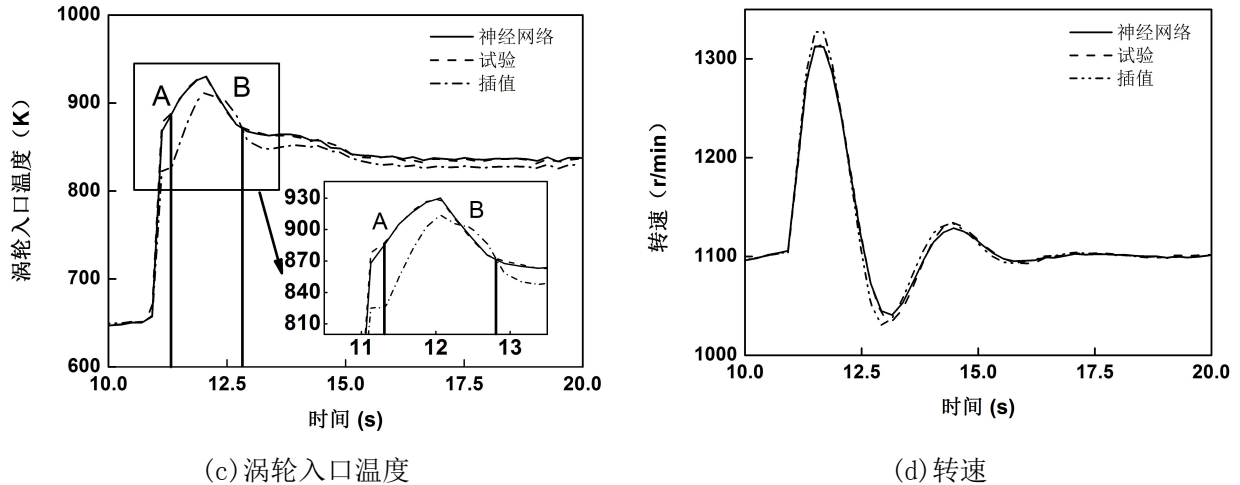


图 6 动态模型仿真结果与实验数据对比

在仿真结果图(6)中可以看到相对于传统的稳态数据插值模型,基于神经网络的动态模型更接近于试验值,精度更高。特别是在扭矩升高的动态过程中,基于神经网络的动态模型仿真结果更接近于试验值。

在动态过程中选取两个工况点 A 点和 B 点,工况点如图中所示。可以看在 A 点基于神经网络的动态模型的排温相对较高,但两个动态模型的空气流量相同。在 B 点两个动态模型的排气温度相同,但基于神经网络的动态模型的空气流量较大。而且,在 B 点之后基于稳态数据插值的动态模型的排气温度较低,且空气流量较低。

下面是在 A、B 两点,不同动态模型放热率和试验数据的对比及缸内能量分配比例图:

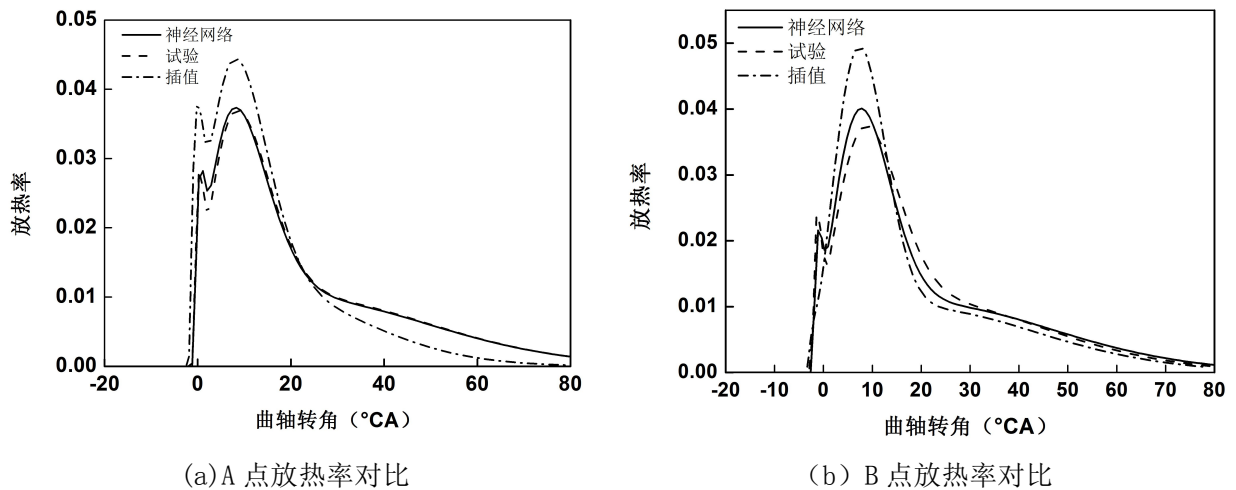


图 7 不同动态模型放热率对比

表 3 A、B 两点缸内能量分配比例

|    | A 点(插值) | A 点(神经网络) | B 点(插值) | B 点(神经网络) |
|----|---------|-----------|---------|-----------|
| 做功 | 29%     | 27.90%    | 34.70%  | 35.50%    |
| 摩擦 | 4.70%   | 4.40%     | 3.80%   | 3.70%     |
| 排气 | 33.20%  | 38.10%    | 34.90%  | 36.50%    |
| 传热 | 27.80%  | 25.10%    | 27.10%  | 25.70%    |

在图(7)中放热率的对比中可以看到,在A点基于神经网络的动态模型上止点附近放热量较少,同时后燃比较严重导致排气温度较高。A点是动态过程中扭矩刚提升的时刻,此时虽然喷油量增加,但是由于涡轮增压器的惯量致使空气流量不能够及时的增加。空燃比降低导致燃烧恶化后燃比较严重。通过表(3)在A点的缸内能量分配上也可以看到,此时基于神经网络的发动机模型的结果排气能量所占比例较高。同样体现了在A点因发动机动态过程而导致的燃烧恶化现象。

在B点的放热率对比中也可以看到,基于稳态插值的燃烧模型在插值时受前后稳态工况点的放热率的影响导致在B点放热率没有第一个峰,不能体现因动态工况引起的燃烧恶化现象。由A、B两点的放热率对比可知基于神经网络的动态燃烧模型比稳态数据插值燃烧模型精度更高。虽然稳态数据差值模型的精度很大程度上取决于逆向反求所得到的韦伯参数表的精度,但是在对燃烧进行有效参数化前,韦伯函数11个变量之间相互影响,作用重叠,它们与的扭矩或者转速的关系复杂,非线性很强,因此即使参数表精度很高,线性插值的效果也不是很好,这就是利用稳态数据插值模型仿真得到的放热率和试验值有一定误差的原因。

## 结论

本文研究了基于神经网络训练方法建立动态燃烧模型的方法。并使用GT-Power软件建立了涡轮增压发动机的动态模型,并与传统离线仿真中所使用的基于稳态数据插值的燃烧模型进行对比,结果表明:

(1) 基于神经网络训练方法建立的动态燃烧模型相对于传统离线仿真中使用的基于稳态数据插值的燃烧模型具有更高的精度。

(2) 建立的基于神经网络的动态模型具有较高的精度,并能较好的反映涡轮增压发动机的动态特性。

## 参考文献

- [1] C. D. Rakopoulos and E. G. Giakoumis. Review of Thermodynamic Diesel Engine Simulations under Transient Operating Conditions, SAE paper, 2006-01-0884.
- [2] Assanis, D., Filipi, Z., Fiveland, S., and Syrimis, M., A Methodology for Cycle-By-Cycle Transient Heat Release Analysis in a Turbocharged Direct Injection Diesel Engine. SAE Paper: 2000-01-1185.
- [3] Payri, F., Reyes, E. and Serrano, JR, A Model for Load Transients of Turbocharged Diesel Engines, SAE Paper No. 1999-01-0225.
- [4] Galindo, J., Luján, J.M., Serrano, J.R., and Hernández, L., Combustion Simulation of Turbocharger HSDI Diesel Engines During Transient Operation Using Neural Networks. Applied Thermal Engineering, Vol. 25, pp. 877-898, 2005.



- [5] R. Serrano, H. Climent, C. Guardiola, P. Piqueras, Methodology for characterisation and simulation of turbocharged diesel engines combustion during transient operation. Part 2: Phenomenological combustion simulation, Applied Thermal Engineering, 29 (2009) 150 – 158.
- [6] Galindo, J., Bermúdez, V., Serrano, J.R. and López, J.J.. Cycle to Cycle Diesel Combustion Characterisation during Engine Transient Operation. SAE Paper: 2001-01-3262.
- [7] GT-Power tutorials, Gamma Technologies, 2009.09.