

基于神经网络的增压柴油机瞬态燃烧模型建模方法研究

Development of The Turbocharged diesel engines Transient Combustion Model Based on Neural Network

韩恺 彭倩 吴滔滔

(北京理工大学机械与车辆学院)

摘要：在恒转速增转矩瞬态工况中，涡轮的迟滞现象导致转矩增加后瞬时空燃比比稳态工况时低，缸内燃烧的边界条件发生了较大改变。本文基于发动机瞬态试验，通过对韦伯的多个变量进行解耦，对燃烧过程进行了参数化描述。利用 BP 人工神经网络的方法，建立了适用于动态工况的燃烧模型，并将其与发动机一维流体数值计算模型耦合，进行发动机动态工况仿真分析。仿真结果与试验值的对比充分说明了基于 BP 神经网络的动态发动机模型能准确地体现动态工况下燃烧放热规律的变化，从而更好地预测发动机动态性能。

关键词：增压柴油机；瞬态工况；燃烧模型；神经网络； GT-power

Abstract: During transient operations which have constant speed and increasing torque, the transient air-fuel ratio will be lower than static air-fuel ratio due to the hysteresis process. Thus the boundary conditions of in-cylinder combustion have changed. This paper optimized parameters of combustion based on the engine transient test. And a dynamic combustion model built based on BP neural networks was included in the engine's one dimension numerical simulation model. By running simulation in GT-power and comparing the simulation result with the experiment, it shows that the BP neural networks dynamic combustion model can reveal in-cylinder combustion progress better, thus predicting engine dynamic performance better.

Key words: Turbocharged Diesel Engine; Transient Operations; Combustion Model; Neural Network; GT-power

1 引言

车辆在道路上行驶时，发动机的负荷和转速等参数常处于变动状态，动态工况占整个运行工况的 66%~80%^[1]。履带车辆一般行驶在平原、高原、沙漠和丘陵等，驾驶模式复杂多变，车辆的动态工况占整个运行工况的比例更高。所以车辆的动态仿真更加接近车辆的实际运行工况，能更加准确地对整车性能进行预测和优化，对综合控制系统的开发和控制策略的研究具有重要的指导意义。

现有的仿真模型或是基于计算流体动力学方法，以能量守恒、质量守恒定律及理想气体状态方程等推导系统内部温度、浓度、压力、工质流动等随发动机曲轴转角变化的规律，由于计算复杂、占用时间长，相应的瞬态响应性差；或是基于经验或半经验公式，基于一些基本假设，构建简化的

热力学模型，虽然计算速度比较快，但精度较差，无法充分体现和预测不同边界条件对燃烧规律的影响^[2]。

人工神经网络 (Artificial Neural Network) 是模拟人脑神经网络的结构、功能以及基本特性，对其进行抽象和简化而构成的一种计算模型。在多输入多输出系统中，它具有很强的非线性映射功能，能进行大规模并行信息处理，具有很好的自适应性、精确性及抗干扰性、容错性。引用神经网络的方法，基于试验数据和现象学模型建立的动态燃烧模型能够很好地兼顾精度和计算速度，对于增压柴油机瞬态工况下的燃烧问题的分析具有很大的价值。

因此，本文根据台架试验瞬态数据，首先通过对韦伯函数的 11 个变量进行解耦，对燃烧放热规律用 7 个韦伯参数进行描述。然后建立基于 BP 神经网络原理的动态燃烧模型，用发动机瞬态工况的试验数据对其进行训练，使神经网络模型满足了一定的精度。最后，将神经网络模型与发动机一维流体计算模型进行耦合和仿真，并与试验结果进行对比分析。

2 发动机试验平台的搭建

2.1 发动机试验平台

发动机瞬态试验平台如图 1 所示。发动机的缸压通过 Kistler 的瞬态缸压传感器测量，并通过燃烧分析仪进行数据分析。整个试验台上需要测量的压力、温度、流量等数据都通过 NI 数据采集系统进行处理和分析，以满足瞬态试验的需求。

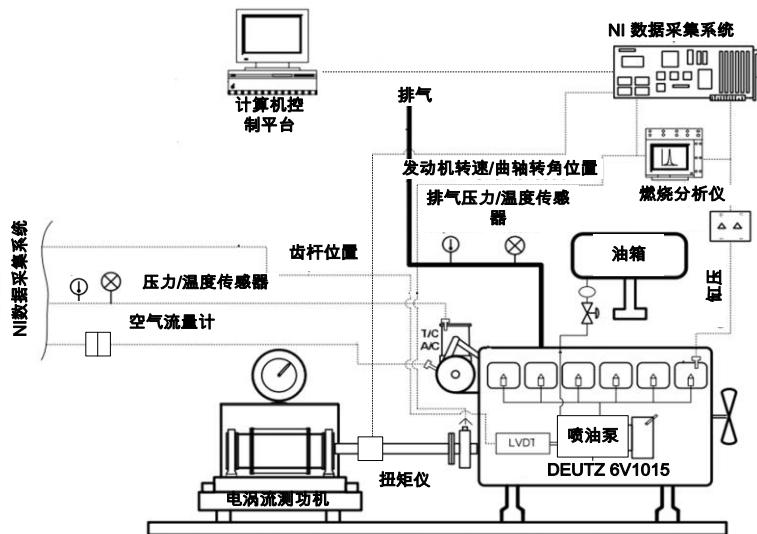


图 1 发动机台架试验平台示意图

试验所选用的涡轮增压中冷柴油机的主要技术参数如表 1 所示。

表 1 涡轮增压中冷柴油的基本参数

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	≤193g/(kW.h)
气缸排列	V 型 90°夹角	燃油供给系统	直列柱塞泵
冲程	4	中冷型式	水冷

2.2 发动机动态工况试验方案

为了研究发动机动态工况下的燃烧过程, 同时为建立适用于动态工况的燃烧模型提供基础数据, 并为所建燃烧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发动机瞬态工况试验。

针对发动机的工作范围, 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。在试验中通过控制齿杆位置来控制喷油量, 间接控制转矩, 每个转速所取的齿杆变化范围是相应最大齿杆行程的 20%~80%, 变化时间小于 1s。瞬态过程中电涡流测功机通过 PID 控制自动平衡发动机的输出扭矩, 维持发动机的转速不变。

3 燃烧放热规律的参数化描述

3.1 Wiebe 函数

在建立涡轮增压柴油机动态燃烧模型之前, 首先需要找到一种方法对缸内所发生的物理和化学过程进行数学描述。本文采用三元 Wiebe 函数来预测柴油机的燃烧放热率, 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。三元 Wiebe 函数放热率数学表达式如下:

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

上式为放热规律 (如下式) 的微分形式。

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

式中, θ 为曲轴转角, SOI 为喷油提前角, ID 为着火延迟角, F_i 为各 Wiebe 函数占整个燃烧过程的比例, 因此其取值范围为 0~1 之间。 CE 表示燃烧效率, 对于柴油机来讲, 此值接近 100%, 即喷入的柴油几乎全部燃烧。 E_i 为各 Wiebe 函数燃烧品质指数, 亦称放热曲线形状系数, 它表征燃烧进程的性质。 WC_i 为 Wiebe 常数, 由各 Wiebe 函数燃烧持续期 D_i 和燃烧品质指数 E_i 共同决定, 如下式所示:

$$WC_i = \left[\frac{D_i}{(2.302)^{1/(E_i+1)} - (0.105)^{1/(E_i+1)}} \right]^{-(E_i+1)} \quad (3)$$

由此可知, 三元 Wiebe 函数共有 11 个变量。

3.2 燃烧模型参数化研究

为了利用 Wiebe 函数对燃烧过程进行参数化，建立了式 (4) 作为多目标寻优的目标函数。

$$\min F(E_i, F_i, D_i, SOI + ID, CE) = \int (RoHR - RoHRe)^2 d\theta \quad (4)$$

由于三元 Wiebe 函数 11 个变量之间相互影响，作用重叠，因此本文根据发动机实际燃烧过程中的物理现象及参数的物理意义等分析确定各参数的约束边界，实现各参数的解耦，减少变量的个数。

首先，对于归一化后的放热率，Wiebe 函数的积分值应该为 1。即：

$$F_3 = 1 - F_1 - F_2 \quad (5)$$

另外为了避免无物理意义的数学解，需定义：

$$F_1 > 0, F_2 > 0 \quad (6)$$

此外 E_i 为燃烧过程动力参数。它决定着放热率曲线的性质，因此必须大于 0。研究表明^[3]：当 E_i 为 0.8 时，调整其他参数也可以准确地描述几乎所有情况下的燃烧放热率，因此将此值固定为 0.8，以减少变量的个数。对于现代缸内直喷柴油机来讲，预混燃烧持续期取值 D_i 不能超过 12 ° CA，以限制预混燃烧的影响，特别是高负荷时，这个值应该很小。

在其他研究中^[3]，三个 Wiebe 函数的起始角是独立的，然而商业的内燃机一维仿真软件里，三个 Wiebe 函数共用一个起始角度即： $SOI + ID$ 。本文在不牺牲精度的前提下，为了减少变量，同时考虑到燃烧模型的实用性，使其可以直接嵌入现有的商业模型，因此沿用了单一起始角度的处理方法。但是，此简化淡化了 Wiebe 函数参数的物理意义，使得拟合得到的燃烧放热率曲线的预混燃烧阶段不但受到预混 Wiebe 函数的影响而且受到后燃 Wiebe 函数的影响，后者的影响甚至大于前者，这与引入三元 Wiebe 函数的初衷（三个函数分别代表预混燃烧、主燃和后燃三个阶段）不相符。为了解决此问题，需要限制 E_3 的最小值。进一步的研究表明，当 E_3 太大时，在后燃阶段会与真实的放热率相背离。

通过大量的拟合分析发现， E_3 限制后最优解在 0.8 附近，因此本文将 E_3 的取值为 0.8。基于以上分析，韦伯函数各参数约束条件如下所示：

$$\begin{aligned} F_3 &= 1 - F_1 - F_2, F_1 > 0, F_2 > 0; \\ CE &= 100\% \\ 0 < D_1 &< 12^\circ \text{CA}, D_2 > 0, D_3 > 0; \\ E_1 &= 0.8, E_2 > 0, E_3 = 0.8; \end{aligned} \quad (7)$$

可见，此时韦伯函数的 11 个变量已经减少为 7 个独立的变量。基于此约束，根据之前按最小

二乘理论建立的目标函数, 利用 Levenberh-Marquardt 算法编制程序进行优化求解。图 2 为利用试

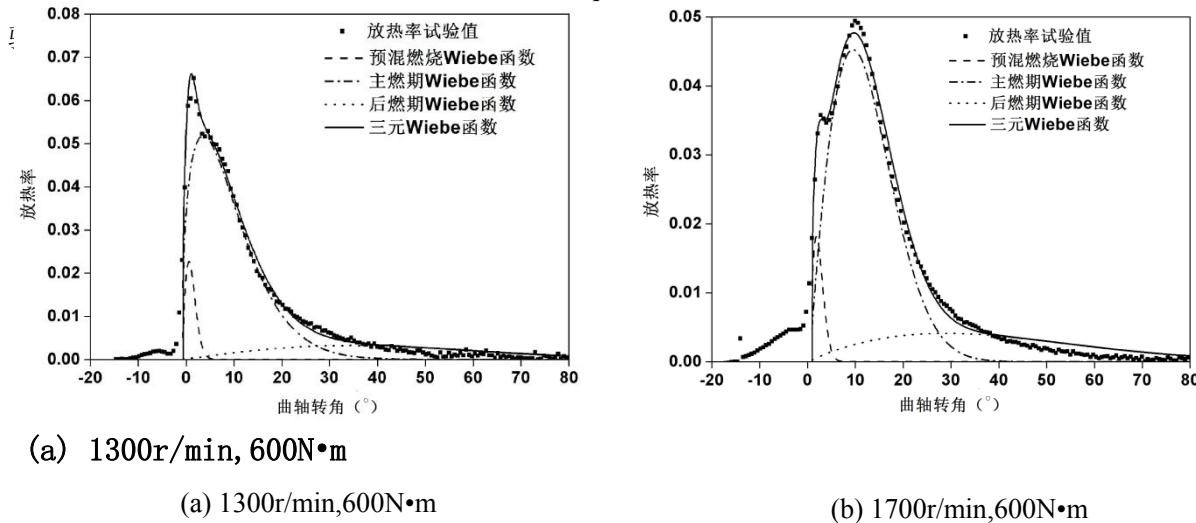


图 2 试验放热率和拟合放热率对比图

由图 2 可知, 尽管减少了 Wiebe 函数的变量, 但是拟合的效果依然很好, 精度较高。说明用 7 个变量可以准确地描述真实放热率, 从而建立了对缸内燃烧过程的参数化描述。

但是, 由于 Wiebe 函数本身为经验公式, 因此难以从理论的角度确定 Wiebe 参数与发动机工况之间的对应关系。而且, 在动态工况下影响发动机燃烧过程的因素又较多, 且呈现出复杂的非线性关系。在此情况下, 人工神经网络的方法被引入以确定在发动机动态过程中工况(边界条件)与 Wiebe 参数(燃烧模型)之间的关系。

4 神经网络动态燃烧模型的建立

4.1 BP 三层神经网络 (FF)

目前, 在函数逼近和非线性系统建模领域, 应用较多的是 BP (Back-Propagation) 神经网络。虽然已有研究表明, 利用只含单个隐层的 BP 前向神经网络就能以任意精度逼近任意的非线性连续系统^{[4][5]}, 但考虑到后续研究中柴油机瞬态性能的非线性强、样本量大, 采用含有 2 个隐层的神经网络拓扑结构可以更准确、快速地逼近目标, 因此, 本文采用 GT-power 软件中自带的含双隐层的 BP 神经网络。

4.2 燃烧模型输入层和输出层设计

发动机是以转速、转矩和功率为区分标志的, 因此, 在构建神经网络模型时, 转速和循环喷油量是主要的输入层参数。同时, 本研究主要探讨瞬态工况下的燃烧情况, 由于其迟滞效应而引发的进气较喷油滞后的现象对于燃烧放热率影响剧烈, 因此将进气流量也作为试验样机神经网络模型的一个重要输入层参数, 但是由于测量仪器的频率较低, 测量的进气流量滞后于真实情况, 故用进气歧管压力和温度来代替。将参数化后的韦伯模型有 7 个独立变量(燃烧起始角 $SOI+ID$, 预混燃烧持续期 D_1 , 主燃持续期 D_2 , 后燃持续期 D_3 , 预混燃烧比例 F_1 , 后燃比例 F_3 , 主燃品质指数 E_2) 分别

选做神经网络模型的输出层节点，因此本研究一共需要进行 7 次神经网络训练，得到 7 张韦伯参数的 MAP，进而形成所需的燃烧模型。从而在 GT-Power 软件中建立起的基于 BP 神经网络的瞬态燃烧模型如图 3 所示。

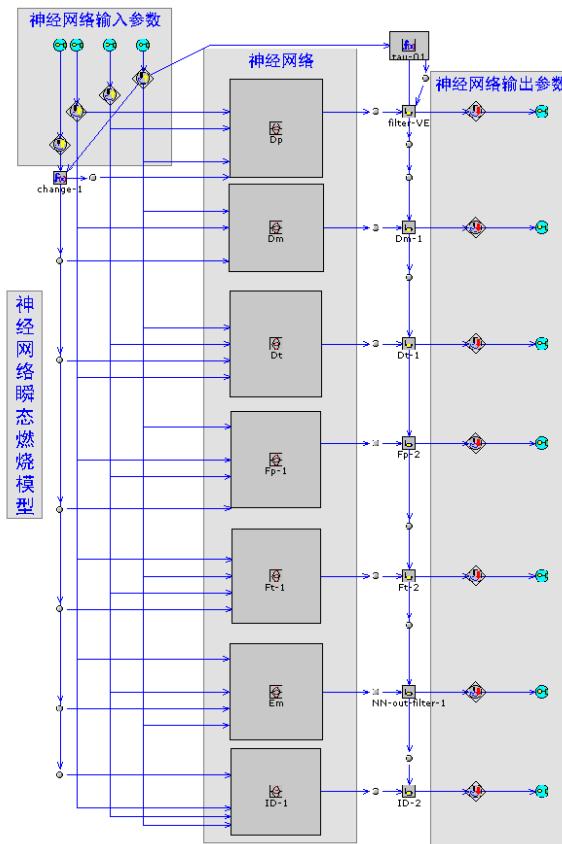


图 3 神经网络瞬态燃烧模型

4.3 神经网络的训练

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，且转矩变化较为迅速（1s 内完成油量阶跃），因此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 2 所示。用选取的 320 组数据对神经网络进行训练，通过定义目标函数进行多参数优化，获取神经网络的最佳权重和偏置。

表 2 神经网络训练输入参数及其范围

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

5 发动机动态模型的建立与仿真分析

5.1 发动机动态模型的建立

在对基于神经网络的动态燃烧模型进行验证之前, 需将其与发动机一维流体计算模型进行耦合。在 GT-Power 软件中, 建立一维增压柴油机模型并对其进行校核, 并将基于神经网络的增压柴油机瞬态燃烧模型耦合到其中, 最终形成增压柴油机瞬态工况仿真模型, 如图 4 所示。在发动机动态模型中, 通过设置循环喷油量来模拟定转速增扭矩瞬态工况并用试验数据进行验证, 定转增扭动态工况的油量阶跃设置在第 20 个循环处。

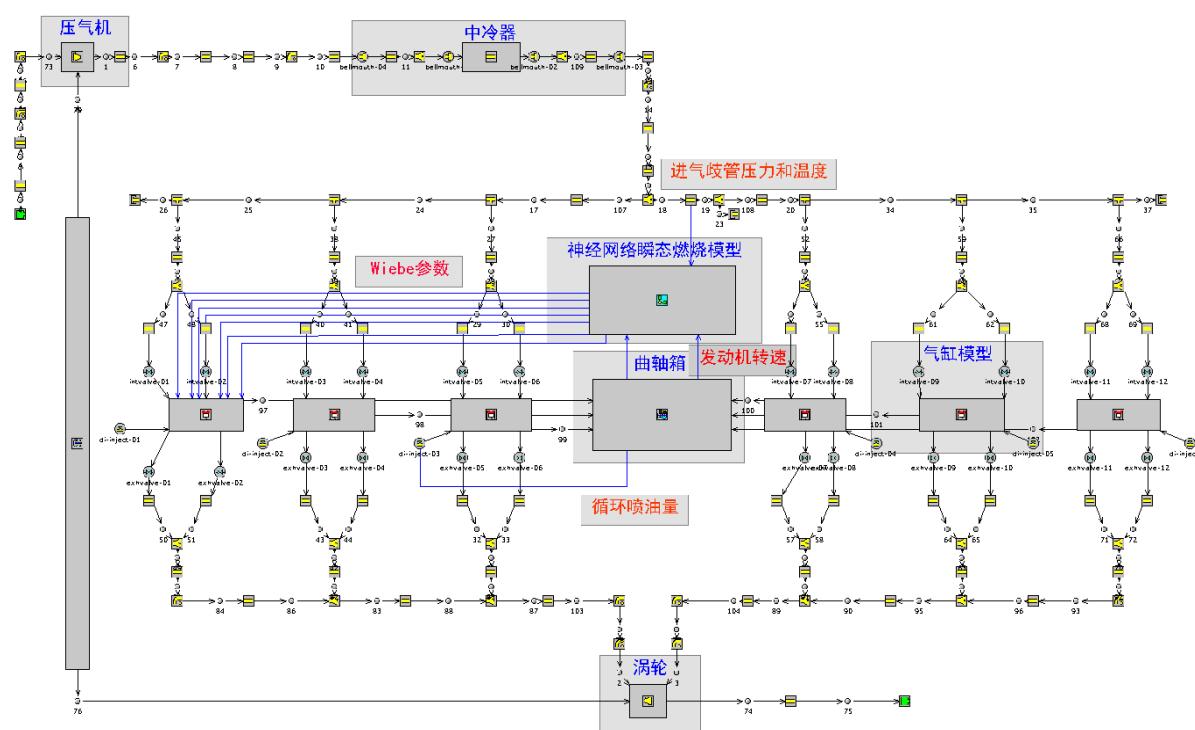


图 4 GT-Power 一维增压柴油机模型

5.2 仿真分析

将试验中油量完成阶跃时的循环作为第 20 个循环, 选取第 10 个循环和第 50 个循环分别代表低负荷稳态工况和高负荷稳态工况, 第 21 个循环和第 32 个循环则代表了增扭矩过程中的两个瞬态工况。为了全面验证基于 BP 神经网络的燃烧模型的正确性, 对比 1500r/min 和 1900r/min 两次动态工况下仿真和试验的放热率, 分别将各转速下第 10 个循环、第 21 个循环、第 32 个循环和第 50 个循环的放热率仿真值与试验值进行了对比, 如图 5 和图 6 所示。

在 1500r/min 和 1900r/min 定转增扭动态工况下, 在油量阶跃之后的一个循环 (第 21 循环), 涡轮滞后导致的进气量滞后使得此时空燃比不足, 缸内温度还在上升, 这些边界条件导致预混燃烧严重。由图 5 和图 6 中的 (b) 可以看出, 由于基于神经网络的燃烧模型考虑了进气状态的影响, 因此能准确地反映出空燃比低对燃烧的影响, 而且与试验放热率几乎完全重合。这充分说明基于神经网络的动态燃烧模型可以较为准确地反映瞬态燃烧状况。

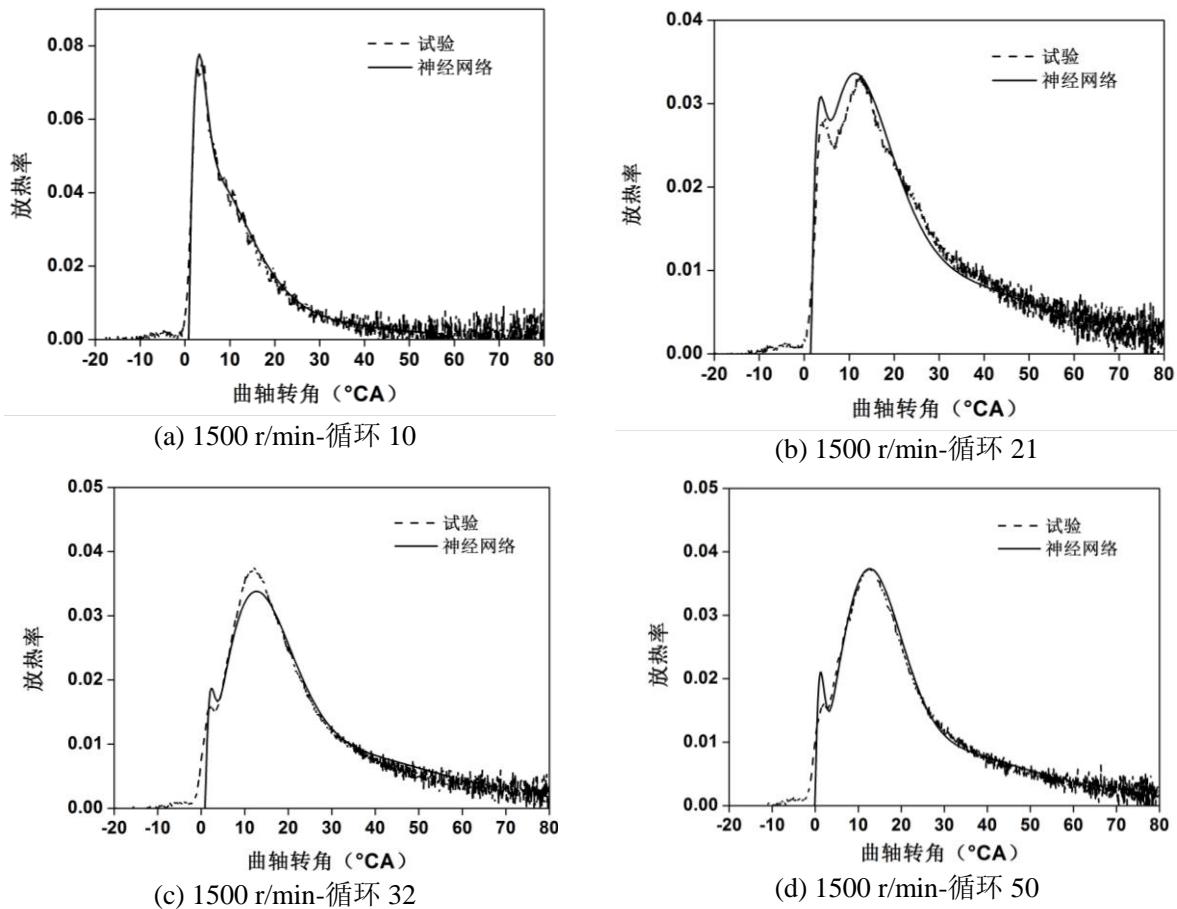


图 5 1500r/min 恒速增扭瞬态工况下仿真与试验对比分析

由图 5 和图 6 中的 (c) 和 (d) 可知, 随着发动机循环数增加, 放热率第一个峰逐渐消失, 最高燃烧放热率增加, 高转速时放热率合并为单峰, 放热率曲线形心向后偏移。这是由于随着循环数增加, 空燃比增加, 进气压力和温度上升, 燃烧改善, 滞燃期缩短。这说明基于神经网络的燃烧模型可以准确反映缸内从瞬态到稳态的整个过程的燃烧状况。

5 结论

本文通过对发动机现象学燃烧模型的参数化, 基于某涡轮增压发动机动态工况试验数据, 利用 GT-Power 软件构建了神经网络动态燃烧模型。主要研究结论如下:

- (1) 提出了增压柴油机缸内燃烧过程参数化方法的方法, 改进了传统的韦伯模型。以发动机动态工况下的试验数据为训练样本, 利用 GT-Power 软件建立了基于 BP 神经网络的发动机动态燃烧模型, 该动态燃烧模型能够很好的兼顾精度和计算速度。
- (2) 将燃烧模型耦合到一维 GT-Power 发动机模型中, 在恒速增扭瞬态工况下对模型进行了验证和对比分析。结果表明: 基于 BP 神经网络的发动机动态燃烧模型由于考虑了进气压力、进气温度, 转速等燃烧边界条件对燃烧的影响, 能更好地体现动态工况下燃烧的放热规律, 从而得到更为准确的发动机动态模型。

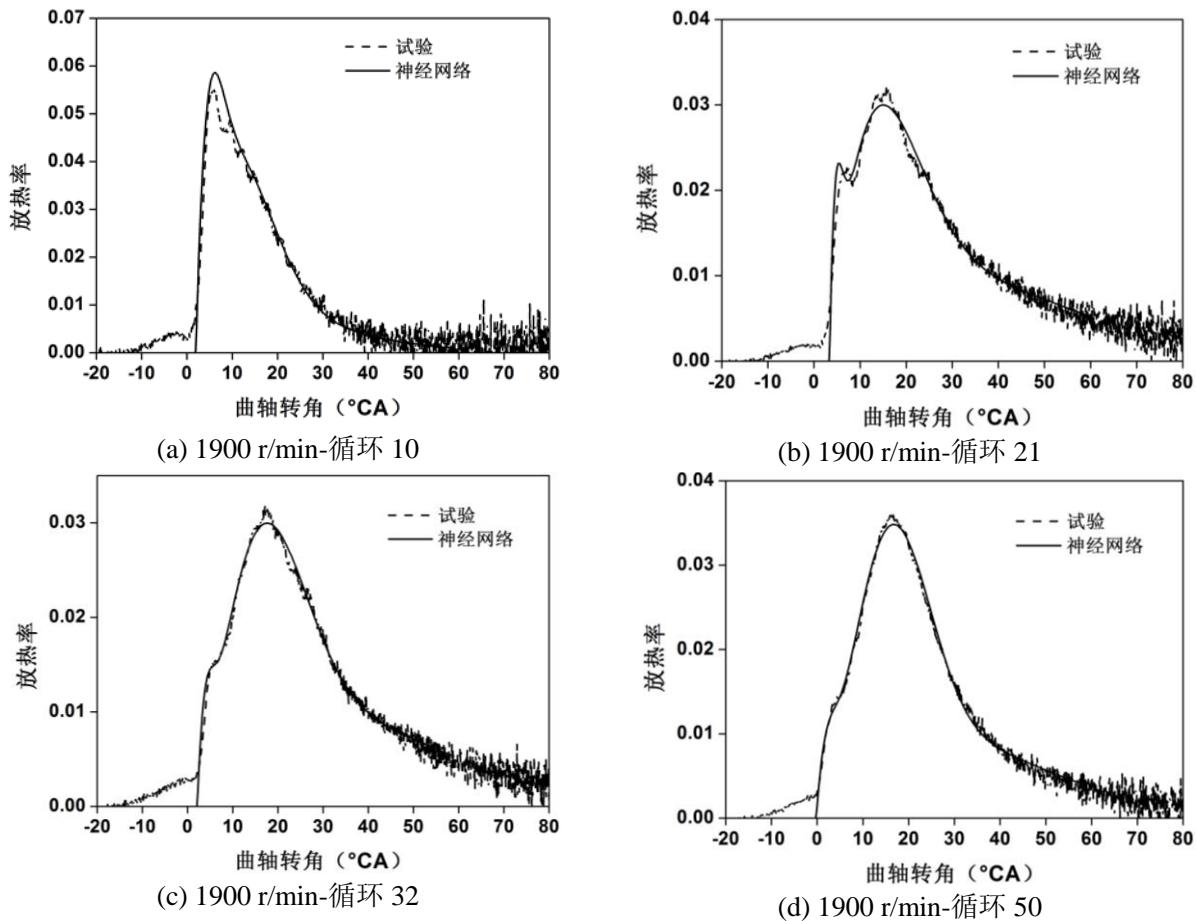


图 6 1900r/min 恒速增扭瞬态工况下仿真与试验对比分析

6 参考文献

- [1] Hengqing Liu. Simulation Model for Steady State and Transient Cold Starting operation of Diesel Engines [D]. Wayne State University, 2001.
- [2] C. D. Rakopoulos and E. G. Giakoumis. Review of Thermodynamic Diesel Engine Simulations under Transient Operating Conditions [C], SAE paper, 2006-01-0884.
- [3] J.R. Serrano, H. Climent, C. Guardiola, P. Piqueras, Methodology for characterisation and simulation of turbocharged diesel engines combustion during transient operation. Part 1: Data acquisition and post-processing, Applied Thermal Engineering [J], 29 (2009) 142–149.
- [4] Carroll S. M. and Dickinson W., Construction of Neural Nets Using Radom Transform [J]. In proc.IJCNN, 1989,1:607-611.
- [5] Unahashi K I. On The Approximate Realization of Continuous Mapping by Neural Networks [J]. Intel. Conf. NN, 1989, 2(11).
- [6] 刘永建, 朱剑英, 曾捷. 改进 BP 神经网络在发动机性能趋势分析和故障诊断中的应用 [J], 南京理工大学学报(自然科学版), 2010. 34(2) :24-29.