

基于极值特征神经网络的气缸压力曲线降噪^{*}

梁金凤,王希波,马飞燕,杨 硕

(山东交通学院 汽车工程学院,山东 济南 250357)

摘要:汽车发动机气缸压力的高阶导数曲线在动力学分析、燃烧过程优化和故障诊断与监控方面具有重要意义,在计算高阶导数时会使噪声和干扰放大,需要对气缸压力曲线有效去噪。提出的基于极值特征神经网络处理的汽车发动机气缸压力曲线相较于浅层神经网络和样条拟合方法,体现出更佳的降噪性能,获得更符合物理趋势的高阶导数。极值特征神经网络在对另外 6 组工况的气缸压力数据去噪时依然保持良好的抗噪能力,这为应用高阶导数分析汽车发动机运动过程提供了一种新方法。

关键词:极值特征神经网络;气缸压力曲线;降噪;高阶导数

中图分类号:TK421

文献标识码:A

文章编号:2096-7772(2023)04-0015-07

0 引言

汽车发动机气缸压力作为发动机内燃过程的核心参数之一,对于发动机性能优化、控制和诊断等方面有着重要意义。通过测量发动机气缸压力可以衡量和分析内部燃烧过程^[1-2],进而优化燃烧过程和提高燃烧效率。实时监测和处理气缸压力数据可以对发动机各个部件的工作状态进行分析判断,实现更加精确有效的控制输出。将一段时间内的气缸压力采样数据连续描绘形成曲线,可以更加直观地观测气缸压力的变化趋势,对曲线求取高阶导数能进一步分析发动机的工作状态和性能特征,如最大压力点、点火提前角、爆震等,通过分析这些特征点可以了解发动机的工作情况和潜在问题。气缸压力曲线的异常变化可能是发动机故障的信号之一,通过分析高阶导数可以定位异常振动和噪声的来源,进而采取相应的措施解决问题。高阶导数可以揭示气缸压力曲线中的燃烧特征,通过分析燃烧过程的气缸压力高阶导数可以对控制系统进行调整,优化点火时机、燃油喷射策略等控制参数,实现更高的功率密度、更低的排放、更高的燃油经济性等目标。

为了能得到更加平滑精确的曲线拟合结果,有关学者对于曲线拟合进行了深入的研究。在运用数据信号处理算法对曲线进行光顺处理方面上,宋俊芳等人基于端点一阶导矢连续法拟合出光顺曲线^[3];王可等人提出基于拉格朗日乘数法的点云数据光顺处理方法,该方法在保持点云平滑性和连续性的同时降低了点云表面的不规则性或噪声^[4];杨光等人通过融合多个算法提出了一种消除示功图曲线干扰信号的处理算法,该算法可以有效过滤数据中的高频干扰信号,获得光顺、失真较少的柴油机示功图曲线^[5-6]。随着人工智能的发展,神经网络成为一种强大的非线性拟合工具,并被广泛地应用于曲线和曲面拟合问题中,它可以通过学习数据特征进行高精度的函数逼近和拟合。张东晓等人利用循环神经网络根据已有的部分测井曲线生成人工测井曲线^[7];侯国鑫等人以神经网络作为工具对轴流泵运转特性进行曲线拟合^[8]。

在求取汽车发动机气缸压力关于曲轴转角的高阶导数时,随着导数阶数的增加,可能会使噪声增加和干扰放大,使拟合结果的高阶导数偏离真实的物理趋势,因此需要对采样数据进行有效降噪^[9]。本文提出基于极值特征神经网络对汽车发动机气缸压力特征曲线进行降噪拟合,考虑到气缸压力随曲轴转角的变化规律,将曲线形成过程中的极值点数目作为约束引入神经网络的损失函数中。

^{*} 收稿日期:2023-07-04

第一作者简介:梁金凤(1999—),女,广东江门人,在读硕士,主要从事汽车运行安全与节能环保研究。

通过与浅层神经网络和样条拟合方法对比分析验证极值特征神经网络对于气缸压力曲线的降噪性能,并采用极值特征神经网络对另外 6 种工况的气缸压力数据进行降噪拟合以进一步分析其适用性。

1 极值特征神经网络

发动机气缸压力曲线随曲轴转角的变化具有一定的规律,其导函数的极值点数目相对稳定。通过多个循环平均可以得到满足发动机指示功、热效率计算的气缸压力曲线,但对发动机缸内热力过程进行高阶导数分析时,气缸压力曲线上的不规则噪声会使高阶导数的曲线偏离物理真实^[10],采用极值特征神经网络可以对气缸压力曲线进行有效降噪,使得气缸压力高阶导数曲线偏离物理真实的程度降低。

1.1 极值特征神经网络的架构

构建由输入层、单隐藏层、输出层、自动微分层、极值特征层组成的极值特征神经网络,如图 1 所示。输入层和输出层的节点数目都为 1 个,单隐藏层的节点数目为 9 个^[11]。自动微分层的作用是计算输出对于输入的高阶导数。极值特征层的主要作用是得出气缸压力曲线极值点数目。损失函数由样本计算误差 $LossP$ 和极值特征误差 $LossE$ 两部分加权和组成,样本计算误差 $LossP$ 是网络进行学习时预测值与真实值之间的差距,极值特征误差 $LossE$ 是网络计算得到的极值点数目与真实物理过程的极值点数目之差。根据损失函数对神经网络进行迭代训练,直到神经网络的权值和偏置值使得极值特征误差和样本误差满足要求。激活函数选择 sigmoid 函数。极值特征神经网络的输出表示为式(1):

$$y(x) = f\left[\left(\sum_{i=1}^9 f(w_{i,1}^1 \cdot x + b_i^1)\right) \cdot w_{1,1}^2 + b_1^2\right] \quad (1)$$

式中, $w_{i,1}^1$ 是隐藏层的第 i 个节点到输入层节点的权重; $w_{1,1}^2$ 是输出层节点到隐藏层第 i 个节点的权重; b_i^1 是输入层到隐藏层第 i 个节点的偏置; b_1^2 是隐藏层第 i 个节点到输出层的偏置。

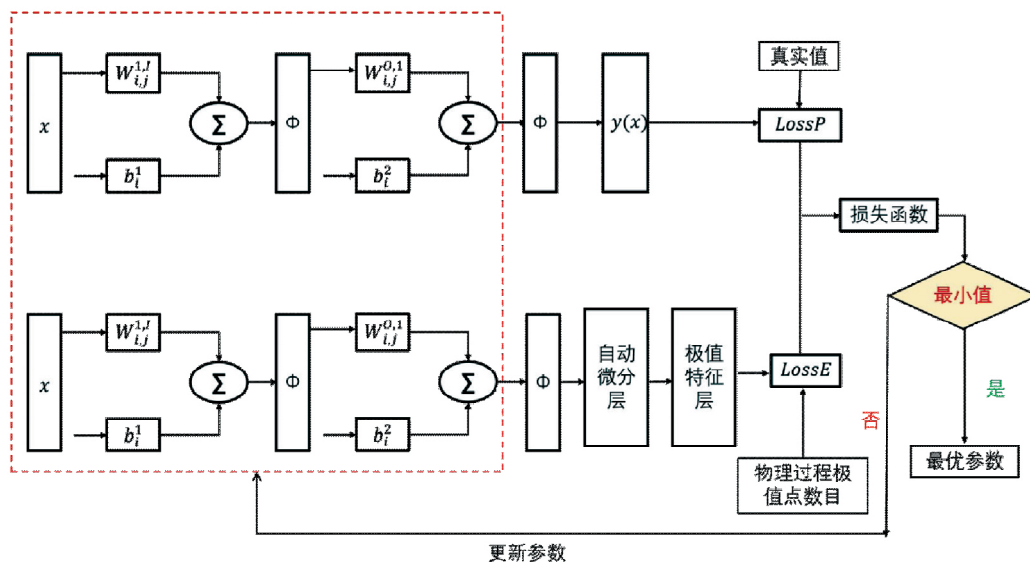


图 1 极值特征神经网络结构示意图

1.2 递归公式

气缸压力曲线的分析模型中压力关于曲轴转角的导数最高阶数为 2 阶,在对气缸压力曲线的降噪结果进行分析时只需用到 4 阶导数即可满足要求,因此极值特征神经网络中的导数的最高阶导数取到 4 阶即可,sigmoid 激活函数如式(2)所示,sigmoid 激活函数前 4 阶导数用导数链式法则求得如式(3~6)所示。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

$$f'(x) = -[f(x)]^2 + f(x) \quad (3)$$

$$f''(x) = 2 \cdot [f(x)]^3 - 3[f(x)]^2 + f(x) \quad (4)$$

$$f^{(3)}(x) = -6 \cdot [f(x)]^4 + 12 \cdot [f(x)]^3 - 7 \cdot [f(x)]^2 + f(x) \quad (5)$$

$$f^{(4)}(x) = 24 \cdot [f(x)]^5 - 60 \cdot [f(x)]^4 + 50 \cdot [f(x)]^3 - 15 \cdot [f(x)]^2 + f(x) \quad (6)$$

根据法迪·布鲁诺公式可以得到极值特征神经网络自动微分层输出关于输入的 1~4 阶导数,如式(7~10)所示:

$$\frac{dy(x)}{dx} = \sum_{i=1}^9 W_{i,1}^{1,I} \cdot W_{1,i}^{0,1} \cdot \frac{\partial[a_i^1(x)]}{\partial x} \quad (7)$$

$$\frac{d^2 y(x)}{dx^2} = \sum_{i=1}^9 W_{i,1}^{1,I} \cdot W_{1,i}^{0,1} \cdot \frac{\partial^2[a_i^1(x)]}{\partial(x)^2} \quad (8)$$

$$\frac{d^3 y(x)}{dx^3} = \sum_{i=1}^9 W_{i,1}^{1,I} \cdot W_{1,i}^{0,1} \cdot \frac{\partial^3[a_i^1(x)]}{\partial(x)^3} \quad (9)$$

$$\frac{d^4 y(x)}{dx^4} = \sum_{i=1}^9 W_{i,1}^{1,I} \cdot W_{1,i}^{0,1} \cdot \frac{\partial^4[a_i^1(x)]}{\partial(x)^4} \quad (10)$$

式(7~10)中,隐藏层的第 i 个节点的输入记为 $a_i^1(x)$ 。

极值特征神经网络中 $k-1$ 阶导数 $\frac{d^{k-1}y(x)}{dx^{k-1}}$ 对应的极值点数目 R_{k-1} 为方程 $\frac{d^k y(x)}{dx^k}$ 的解集的秩,如式(11)所示。则 0 阶导数 $y(x)$ 对应的极值点数目 R_0 为方程 $\frac{dy(x)}{dx} = 0$ 的解集的秩,即 $\text{Rank}(x \mid \frac{dy(x)}{dx} = 0)$ 。1 阶导数 $\frac{dy(x)}{dx}$ 对应的极值点数目 R_1 为方程 $\frac{d^2 y(x)}{dx^2} = 0$ 的解集的秩,即 $\text{Rank}(x \mid \frac{d^2 y(x)}{dx^2} = 0)$ 。2 阶导数 $\frac{d^2 y(x)}{dx^2}$ 对应的极值点数目 R_2 为方程 $\frac{d^3 y(x)}{dx^3} = 0$ 的解集的秩,即 $\text{Rank}(x \mid \frac{d^3 y(x)}{dx^3} = 0)$ 。3 阶导数 $\frac{d^3 y(x)}{dx^3}$ 对应的极值点数目 R_3 为方程 $\frac{d^4 y(x)}{dx^4} = 0$ 的解集的秩,即 $\text{Rank}(x \mid \frac{d^4 y(x)}{dx^4} = 0)$ 。

$$R_{k-1} = \text{Rank}(x \mid \frac{d^k y(x)}{dx^k} = 0) \quad (11)$$

1.3 损失函数

极值特征神经网络的损失函数由样本计算误差 LossP 和极值特征误差 LossE 加权和得到。样本计算误差 LossP 由网络的输出的预测值和样本真实值的差得到,极值特征误差 LossE 的计算来源于真实物理过程的认知,以真实物理过程的极值点数目作为参考,与由网络得到的极值点数目进行对比的差值。

样本计算误差 LossP 如式(12)所示:

$$\text{LossP} = \sum_{s=1}^N \text{abs}[t_s - y(x)_s]^2 \quad (12)$$

式中, t_s 是训练样本的真实值, $y(x)_s$ 是网络的预测值, N 是样本的数目, s 是第 s 个样本。

极值特征误差 LossE 如式(13)所示:

$$\text{LossE} = \sum_{k=1}^4 (R_{k-1} - TE_{k-1})^2 \quad (13)$$

式中, TE_{k-1} 是 $\frac{d^{k-1}y(x)}{dx^{k-1}}$ 导数对应的实际物理过程的极值点的数目,由已知的物理过程信息确定; k 是导数的阶数。

极值特征神经网络的损失函数 Loss 如式(14)所示:

$$\text{Loss} = S_t \cdot \text{LossP} + S_n \cdot \text{LossE} \quad (14)$$

式中, S_t 是样本误差的加权系数,取值为 0.8; S_n 是极值特征误差的加权系数,取值为 0.2。

2 发动机缸压曲线处理

通过采集多个循环的气缸压力进行平均,得到气缸压力原始曲线。采用单输入、单输出、隐藏层 9 个节点的极值特征神经网络对气缸压力曲线进行降噪,并将其降噪性能与浅层神经网络和传统上处理发动机曲线的样条拟合方法进行对比。图 2 所示是气缸压力降噪结果。

图 2 所示的是采用极值特征神经网络、样条方法和浅层神经网络分别对两组不同工况的气缸压力曲线进行降噪拟合,由(a)图和(b)图可以看出这三种方法的拟合曲线能还原出气缸压力原始曲线。

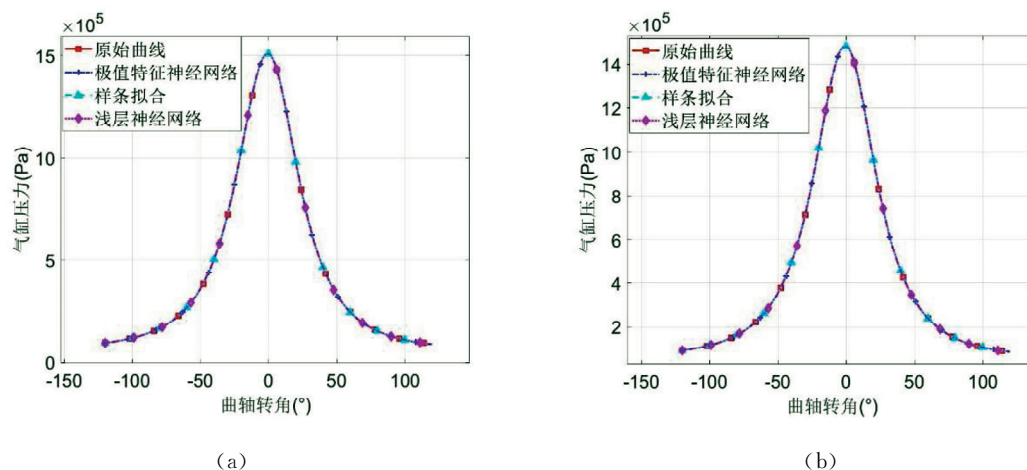


图2 气缸压力降噪结果

注:图(a)中的工况是进气提前角 20° 和发动机转速为 2400rpm,记为第一组工况。

图(b)中的工况是进气提前角 10° 和发动机转速为 2400rpm,记为第二组工况。

图3所示的是三种方法降噪结果的1阶导数对比图,图(a)和图(c)是三种方法分别对两组不同工况的气缸压力数据降噪结果的1阶导数的对比图,图(b)是图(a)在 $-85^\circ \sim -68^\circ$ 曲轴转角范围内极值特征神经网络和浅层神经网络处理第一组工况的气缸压力数据降噪结果的1阶导数的放大图。

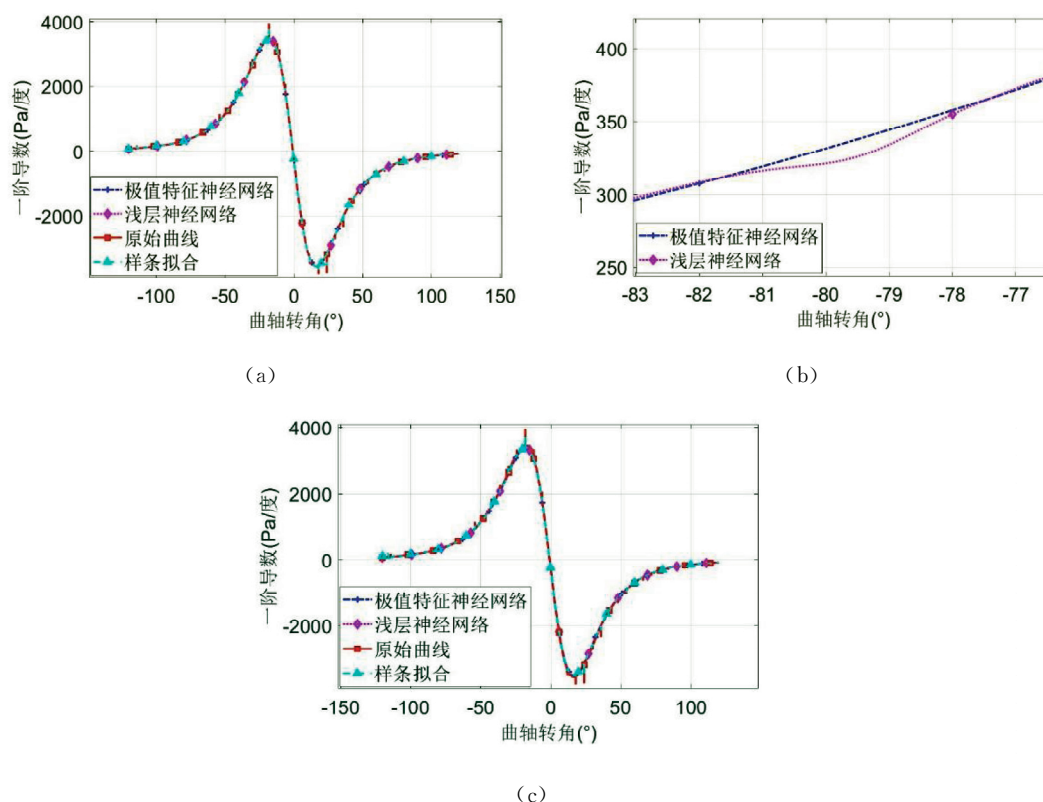


图3 三种降噪方法1阶导数对比图

注:图(a)和图(b)中的工况是第一组工况,图(c)的工况是第二组工况

从图(a)和图(c)中可以明显地看出,两组工况气缸压力数据原始曲线的1阶导数和采用样条拟合方法降噪结果的1阶导数在整个曲轴转角范围内都出现与趋势不一致的小波动,极值特征神经网络对两组工况气缸压力数据降噪结果的1阶导数和浅层神经网络对两组气缸压力数据降噪结果的1阶导数在整个曲轴范围内都比较一致。由图(b)可以看出浅层神经网络对第一组工况气缸压力数据降噪结果的1阶导数在 $-82^\circ \sim -78^\circ$ 曲轴转角内出现了小波动。

图 4 是采用三种方法处理两组工况气缸压力数据降噪结果的 2 阶导数对比图。

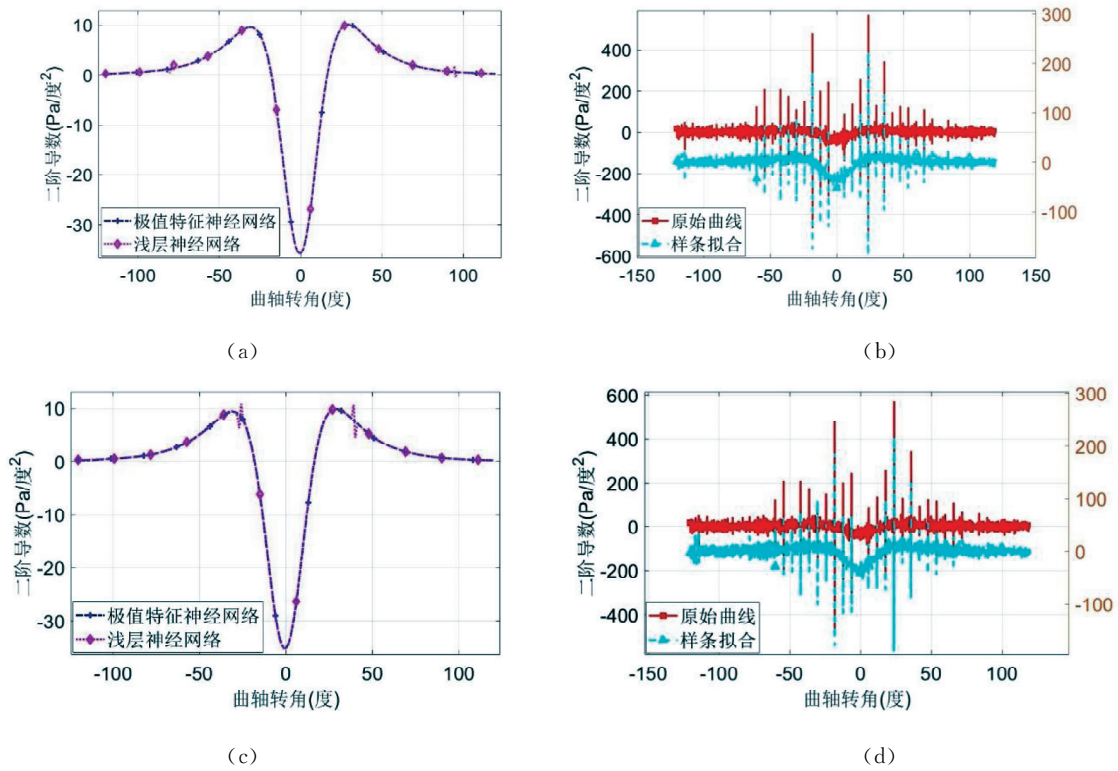


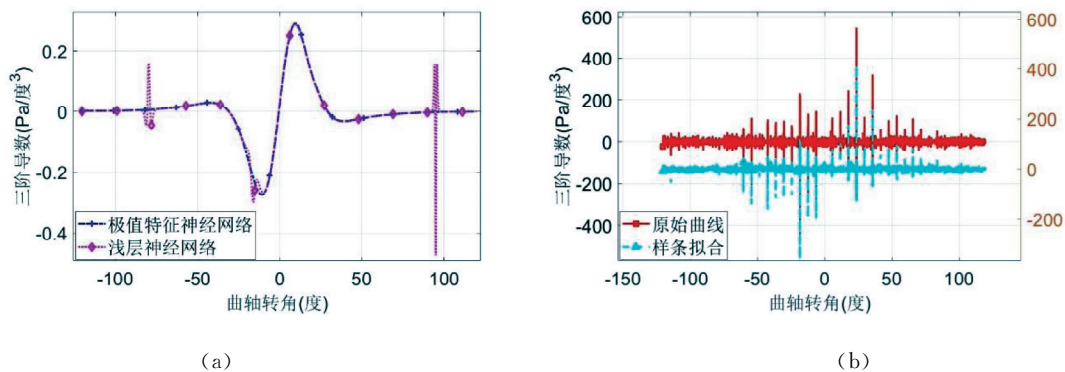
图 4 三种降噪方法 2 阶导数对比图

注:图(b)和图(d)中样条拟合参照右侧 y 轴坐标,图(a)和图(b)中的工况是第一组工况,图(c)和图(d)中的工况是第二组工况。

由图(a)和图(c)可以看出,极值特征神经网络和浅层神经网络对两组工况气缸压力数据降噪结果的 2 阶导数在整个曲轴转角范围内都比较一致,但浅层神经网络对第二组工况气缸压力数据降噪结果的 2 阶导数在 $-30^{\circ} \sim -24^{\circ}$ 和 $37^{\circ} \sim 43^{\circ}$ 曲轴转角内出现明显的波动。由图(b)和图(d)可以看出,采用样条拟合方法对两组工况气缸压力数据降噪结果的 2 阶导数和两条原始曲线的 2 阶导数出现了大幅度的波动,出现与趋势不一致的极值点,这不符合缸内工作过程的物理特点。

图 5 是采用三种方法处理两组工况气缸压力数据降噪结果的 3 阶导数对比图。

由图(a)和图(c)可以看出,极值特征神经网络对两组工况气缸压力数据降噪结果的 3 阶导数在整个曲轴转角范围内没有出现与整体趋势不一致的波动,没有出现异常极值点,浅层神经网络对第一组工况气缸压力数据降噪结果的 3 阶导数在 $-86^{\circ} \sim -74^{\circ}$ 、 $-22^{\circ} \sim -8^{\circ}$ 和 $87^{\circ} \sim 98^{\circ}$ 曲轴转角内出现大幅度的波动,浅层神经网络对第二组工况气缸压力数据降噪结果的 3 阶导数在 $-30^{\circ} \sim -24^{\circ}$ 和 $35^{\circ} \sim 43^{\circ}$ 曲轴转角内出现大幅度的波动,出现了与趋势不一致的极值点。由图(b)和图(d)可以看出,采用样条拟合方法对两组工况气缸压力数据降噪结果的 3 阶导数和原始曲线的 3 阶导数出现了高频的波动,与缸内实际过程物理特征不符。



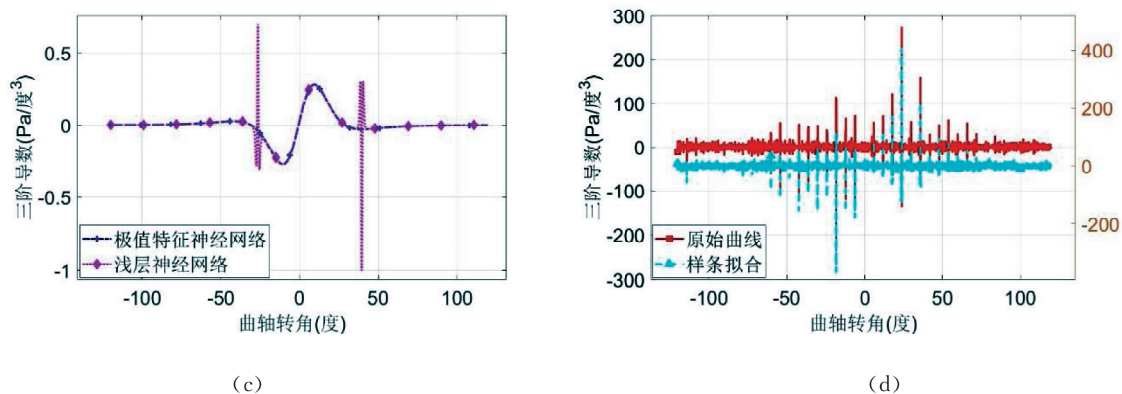


图 5 三种降噪方法 3 阶导数对比图

注:图(b)和图(d)中样条拟合参照右侧 y 轴坐标,图(a)和图(b)中的工况是第一组工况,图(c)和图(d)中的工况是第二组工况。

图 6 是采用极值特征神经网络处理 6 组工况气缸压力数据降噪结果图,其中图(a)是极值特征神经网络对 6 组工况气缸压力采样数据降噪处理后连续描绘形成的 6 条曲线,图(b)~图(d)是极值特征神经网络对 6 组工况气缸压力数据降噪结果的 1~3 阶导数图。

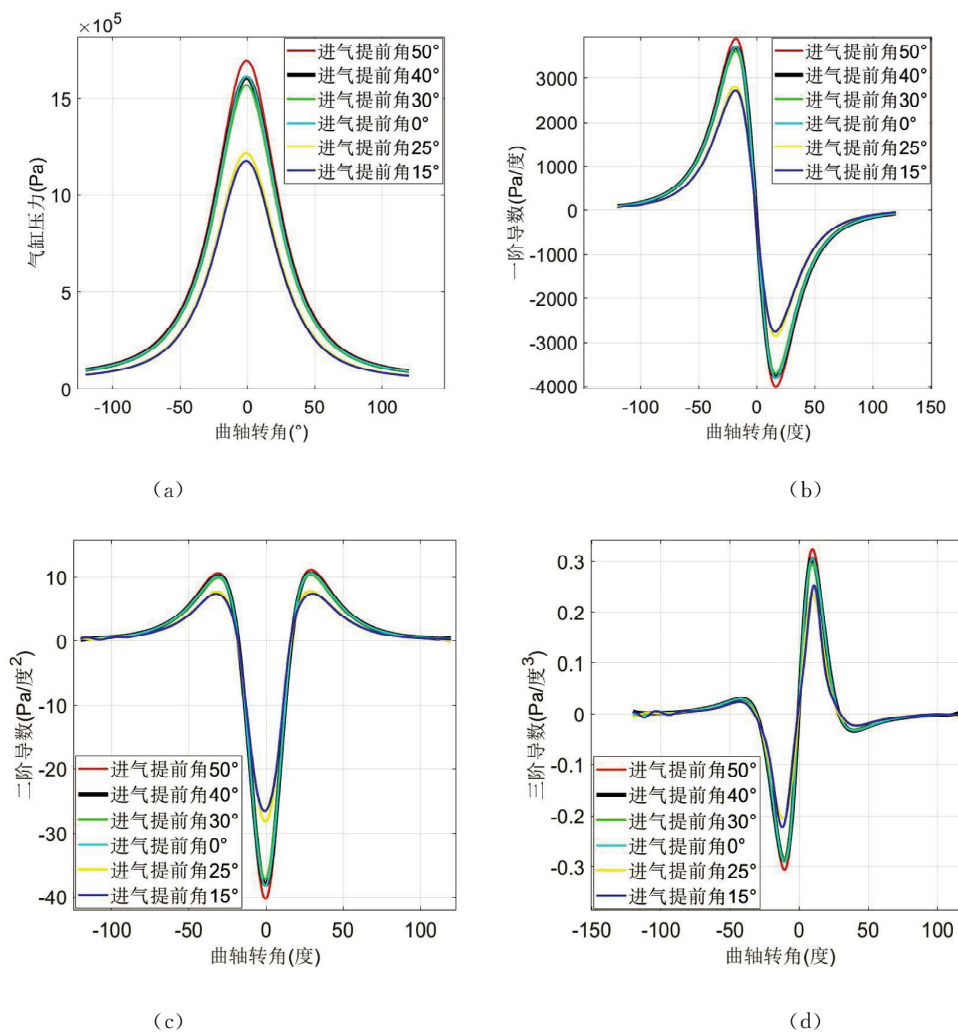


图 6 极值特征神经网络降噪结果图

注:图中进气提前角 50°、进气提前角 40°、进气提前角 30°和进气提前角 0°工况的发动机转速为 2400rpm,进气提前角 25°和进气提前角 15°工况的发动机转速为 4000rpm。

由图6可以看出极值特征神经网络对6组工况气缸压力数据降噪处理的结果和对降噪处理结果的1~3阶导数能连续拟合出符合物理趋势的光顺曲线。由图(b)可以看出,6条1阶导数曲线在整个曲轴转角范围内都没有出现与趋势不一致的波动和异常极值点。由图(c)和图(d)可以看出,进气提前角 15° 工况的气缸压力数据降噪结果的2阶导数在 $-115^{\circ} \sim -102^{\circ}$ 曲轴转角内有小波动,进气提前角 15° 工况的气缸压力数据降噪结果的3阶导数在 $-117^{\circ} \sim -88^{\circ}$ 曲轴转角内有小波动,进气提前角 40° 工况的气缸压力数据降噪结果的3阶导数在 $110^{\circ} \sim 118^{\circ}$ 曲轴转角内有小波动。

综上所述可以看出,采用极值特征神经网络、浅层神经网络和样条拟合方法能描绘出与原始气缸压力曲线一致的曲线。在对实测的气缸压力直接求导时,由于其存在的不规则噪声,导致其在1~3阶导数出现不同程度波动,偏离了物理真实。极值特征神经网络与其他两种降噪方法相比,极值特征神经网络具有较高的抗噪声能力,在1~3阶导数中没有出现异常极值点和波动,符合真实的物理趋势,并且通过对另外6组工况气缸压力数据降噪后求高阶导数,能排除结果偶然性的因素,进一步验证出极值特征神经网络在去噪中取得良好效果。

3 结论

通过与浅层神经网络和样条拟合方法对比,证明了极值特征神经网络对不同进气提前角工况的气缸压力数据降噪性能更好,在计算高阶导数时没有出现异常的极值点,更加符合实际的物理过程,确保了结果的可靠性和准确性。通过对另外6组工况数据进行降噪高阶分析,进一步验证了极值特征神经网络能有效抑制气缸压力曲线的噪声,对气缸压力数据降噪处理具有普遍适用性。这为气缸压力数据处理提供了新的方法。

(责任编辑 王 磊)

参考文献:

- [1] 马志豪,刘瑜娜,董永超,等.小功率非道路用柴油机燃烧过程优化与降噪[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021,37(15).
- [2] 范玉,杨建国,冉晔.船用低速柴油机电控气缸注油器注油量测量方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2021,42(6):839-844.
- [3] 宋俊芳,孙彬,蒲媛媛,等.基于激光点云数据的叶片型面三维重构[J]. 计量学报,2023,44(2):171-177.
- [4] 王可,唐忠辉,孙兴伟.一种点云数据曲线光顺处理算法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2013(2):64-66.
- [5] 岳友飞,苏星,李自胜,等.基于气浮轴承的无摩擦气缸设计及参数优化[J]. 光学精密工程,2022,30(6):678-688.
- [6] 杨光,魏亨蝶,丁博,等.一种柴油机示功图曲线光顺处理算法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(12):126-132.
- [7] 张东晓,陈云天,孟晋.基于循环神经网络的测井曲线生成方法[J]. 石油勘探与开发,2018,45(4):598-607.
- [8] 侯国鑫,刘梅清,梁兴,等.基于神经网络的轴流泵性能曲线拟合研究[J]. 中国农村水利水电,2020,454(8):102-104.
- [9] WANG X, MA F, GAO Y, et al. A Novel Neural Network with the Ability to Express the Extreme Points Distribution Features of Higher Derivatives of Physical Processes[J]. Applied Sciences, 2023, 13(11): 6662.
- [10] 庞皓乾,张攀,王文,等.基于降噪-残差神经网络的发动机部分失火故障诊断[J]. 内燃机工程,2023,44(03):91-100.
- [11] 刘昊,郭秀娟.基于降噪自动编码器的协同过滤推荐算法[J]. 吉林建筑大学学报,2023,40(2):84-88.