

基于双域特征分析的活塞式航空煤油 发动机爆震强度识别

刘娜¹, 徐胤泽¹, 胡春明^{1,2}, 杨明堂², 宋玺娟¹, 杜春媛¹

(1. 天津大学 内燃机研究所, 天津 300072;
2. 天津大学 机械工程学院, 天津 300072)

摘 要: 为了提升对活塞式航空煤油发动机中爆震强度的识别准确性, 搭建了专用试验台架并开展燃烧试验, 采集了多种工况下的缸内压力信号, 从中提取爆震信息。采用小波包变换对缸压信号进行分解, 并通过能量熵分析提取了表征爆震等级的子频带分量, 发现爆震特征频带集中在 7.5~18.75 kHz。基于此频带重构爆震信息, 从时域和频域中提取了 22 个爆震特征指标, 形成双域爆震特征图像。为精准识别爆震强度, 分别构建了多层感知机 (MLP) 和卷积神经网络 (CNN) 模型, 以双域爆震特征指标和图像作为输入参数, 并在 4 组工况下进行验证。结果表明: 两种模型均具有较高的识别精度, 其中 CNN 模型的平均识别精度达 93.46%, 较 MLP 模型的 88.50% 高出 4.96%, 验证了 CNN 模型在爆震强度识别中的准确性与合理性。

关 键 词: 活塞式航空煤油发动机; 爆震强度识别; 小波包理论; 双域特征分析; 卷积神经网络
中图分类号: V234^{+.1} **文献标志码:** A

Knock intensity identification of piston aviation kerosene engine based on dual-domain feature analysis

Liu Na¹, Xu Yinze¹, Hu Chunming^{1,2}, Yang Mingtang², Song Xijuan¹, Du Chunyuan¹

(1. Internal Combustion Engine Research Institute, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
2. School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: To improve the accuracy of recognizing knock intensity in aviation kerosene piston engines, a dedicated test bench was built, combustion tests were conducted, and cylinder pressure signals under various operating conditions were collected to extract knock information. Wavelet packet transform was applied to decompose the pressure signals, and energy entropy analysis was used to identify sub-band components effectively characterizing knock levels. The knock feature sub-band for this engine was found to be concentrated within the 7.5—18.75 kHz range. Knock information within this band was reconstructed, and 22 knock feature indicators were extracted from the time and frequency domains, forming a bi-domain knock feature image. To accurately identify and analyze knock intensity, both a multilayer perceptron (MLP) model and a convolutional neural network (CNN) model were developed. These models used the dual-domain knock feature indicators and images as input parameters and were validated under four different operating conditions. The results demonstrated high recognition accuracy for both models, with the CNN model achieving an average accuracy of 93.46%, surpassing the MLP model's 88.50% by 4.96%.

收稿日期: 2025-03-17

基金项目: 国家自然科学基金(51476112)

作者简介: 刘娜(1980—), 女, 工程师, 硕士, 主要从事小型动力系统智能控制的研究。E-mail: tjliuna@tju.edu.cn

通信作者: 胡春明(1967—), 男, 研究员, 博士, 主要从事航空发动机及其智能控制的研究。E-mail: cmhu@tju.edu.cn

引用格式: 刘娜, 徐胤泽, 胡春明, 等. 基于双域特征分析的活塞式航空煤油发动机爆震强度识别[J]. 航空动力学报, 2026, 41(9): 20250133. Liu Na, Xu Yinze, Hu Chunming, et al. Knock intensity identification of piston aviation kerosene engine based on dual-domain feature analysis[J]. Journal of Aerospace Power, 2026, 41(9): 20250133.

This highlighted the CNN model's superior accuracy and generalization capability for knock intensity recognition in aviation kerosene engines.

Keywords: piston aviation kerosene engine; knock intensity identification; wavelet packet theory; dual-domain feature analysis; convolutional neural network

随着国家对低空经济的持续推动,无人机行业迎来了快速的发展^[1]。点燃式煤油活塞发动机由于其高功质比、结构紧凑等特点,在微小型无人机市场迅猛发展的背景下得到了快速的发展^[1-3]。航空煤油相比汽油具有更低的挥发性和更高的闪点,这在航空应用中意味着更高的安全性;同时,其单位体积的热值也高于柴油,有助于减少无人机油箱的体积。然而,航空煤油的抗爆性差,易爆震,会降低发动机热效率和做功能力,甚至损害发动机^[1,4]。因此,对爆震进行准确识别,对于提升活塞式航空煤油发动机的性能和可靠性,具有至关重要的作用。

目前,发动机爆震识别与爆震信号的处理国内外均有诸多研究。Napolitano 等^[5]研究基于振动信号和 Wiebe 函数的爆震检测方法,与传统基于气缸压力滤波处理后对压力振荡幅度峰值(MAPO)或压力梯度积分值(IMAP)相比,拥有更高的识别精度。周浩^[6]发现直喷发动机爆震时缸压在 300~2 000 Hz 频带能量高,通过快速傅里叶变换和带通滤波放热率积分(IHRR)表征爆震强度,与 MAPO 评价指标线性相关,并标定爆震等级阈值。Pla 等^[7]采用短时傅里叶变换提取爆震传感器信号特征,并用支持向量机(SVM)检测,提高了识别准确性。传统信号处理技术在分析非稳态信号时受限,而小波理论使用可变尺度的窗口来适应信号的局部特性,能提供更好的时频分辨率。Borg 等^[8]采用离散小波变换对缸压信号进行预处理,并结合模糊逻辑判断爆震,提高了爆震检测的准确性和可靠性。

近年来,机器学习与神经网络也被应用于发动机爆震的识别之中。李宁等^[9]利用非线性小波变换从缸盖振动信息中提取出能爆震特征参数,输入 SVM,结果表明利用 SVM 对轻微爆震进行识别的正确率达到 94.12%。孙久岭^[10]结合小波变换的去噪能力和变分模态分解(VMD)算法的信号分解能力,从爆震传感器信号中提取爆震特征。在此基础上,提出了以爆震特征分量信号的均方根表征爆震强度并进行分级判定,验证显示该方法能有效识别爆震并准确判定强度。Ke-

falas 等^[11]利用连续小波变换(CWT)对缸压信号进行分解并作为卷积神经网络(CNN)的输入信号,对是否发生爆震进行分类识别,结果表明爆震识别精度高达 92.62%。Hosseini 等^[12]利用缸压信号构建网格矩阵,利用表格数据图像生成器(IGTD)算法将网格矩阵转换为图像并将图像作为 CNN 模型的输入,实现对爆震进行识别的目的,最终爆震识别的准确率可以达到 92%。

对国内外学者研究分析可知,控制活塞式航空煤油发动机爆震,首先需要对爆震进行精确识别。传统爆震控制算法通过调整点火提前角、改变混合气浓度等方式抑制爆震,虽有效但会降低发动机动力性。因此只有准确识别爆震强度,才能精确控制爆震^[13]。在爆震识别的研究中,缸压信号在时域上反映爆震的时间尺度,在频域上反映爆震的频率范围,因此信号处理过程中需综合考虑缸压信号在双域上的特征^[14]。结合信号处理手段以及机器学习技术将有效提高爆震强度识别的准确性。

尽管已有研究基于 SVM、CWT 等方法在特定条件下实现了较高的爆震识别率,但这些方法往往依赖于特定信号源,并存在以下不足:①抗噪性较差,泛化性不足;②特征维度单一,难以对爆震强度进行精确识别等问题。为此本文按照下列技术路线进行研究:

1) 结合小波包变换与能量熵分析提取航空煤油发动机缸压信号中的爆震特征频带,实现更高分辨率的爆震信号定位。

2) 基于处理后的爆震数据,提取双域特征分析指标及双域特征图像。

3) 将特征作为多层感知机神经网络模型、卷积神经网络模型的输入对爆震强度进行识别,对比两种智能算法对爆震强度的识别能力筛选出针对爆震强度识别的更为有效的技术方案,为后续活塞式航空煤油发动机的爆震控制提供依据。

以上方法突破了传统爆震识别中对特征提取维度和精度的限制,增强了模型的实用性与适应性。

1 活塞式航空煤油发动机爆震试验

1.1 发动机台架系统

发动机爆震试验台架系统由发动机、测功机、自研电子控制单元(electronic control unit, ECU)、自研上位机标定系统、火花塞式缸压传感器、燃

烧分析仪及其他关键模块组成,台架系统具体组成如图 1 所示。其中发动机为一款单缸 650 mL 排量的四冲程煤油发动机,具体参数如表 1 所示。燃烧分析仪可以对发动机的曲轴转角信号、缸压信号、喷油点火信号进行采集与处理。

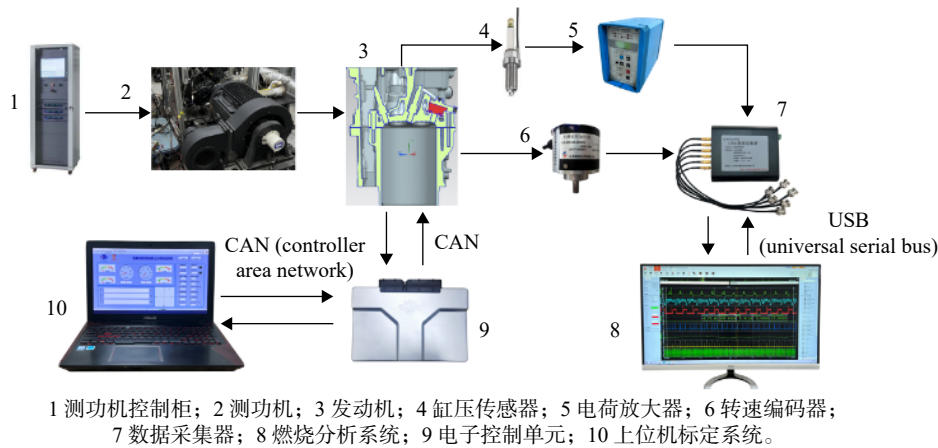


图 1 发动机试验台架系统示意图
Fig. 1 Schematic diagram of engine test stand system

表 1 航空煤油发动机基本结构参数
Table 1 Basic structural parameters of aviation kerosene engine

参数	数值或说明
活塞行程/mm	83
气缸直径/mm	100
排量/mL	650
压缩比	9 : 1
曲柄连杆长度/mm	142.56
气门最大升程/mm	9
气门数	4
火花塞数	2
活塞形状	偏心碗形状
燃料类型	航空煤油(RP-3)
喷油方式	压缩空气辅助直喷

1.2 试验方法

设置发动机一个工作循环曲轴转角(CA)变化角度为-360°~360°,其中压缩上止点为 0°点。试验过程中,为采集到准确有效的缸压信号,需设置较高的采样频率。本次试验中将缸压信号采样周期定为 0.1°,即发动机工作一个循环需进行 7 200 次的采集。

为了有效研究发动机的爆震现象,本文选择了几个典型工况进行试验。在转速为 2 500~

6 500 r/min,节气门开度设置为 20%~50% 的工况下,逐渐改变点火提前角,点火提前角改变范围为压缩上止点前 22°~39°。本次爆震试验具体设置参数如表 2 所示。

表 2 发动机爆震试验工况基本参数
Table 2 Basic parameters of the engine knock test conditions

参数	数值或说明
转速/(r/min)	2 500~6 500
节气门开度/%	20~50
点火提前角/(°)	上止点前 22~39
喷油时刻/(°)	-60
喷油脉宽/ms	4~7
喷射策略	油气同步喷射
点火策略	双火花塞同步点火
过量空气系数	0.85
冷却水温/℃	90

1.3 Siemens VDO 爆震识别算法

本文利用 Siemens VDO 算法作为基于双域特征爆震识别算法的辅助算法。通过 Siemens VDO 算法对爆震强度进行识别,并将结果建立数据库用于后续神经网络模型的训练与验证。Siemens VDO 算法针对的对象是时域下的缸压信号,以最大缸压点为爆震始点,对缸压信号进行带通滤波处理并设置爆震窗口和参考窗口^[15]。研

究表明,爆震事件发生在爆震始点后 $35^{\circ}\sim 45^{\circ}$ 之间^[16],因此本文参考文献 [15-16] 定义,将爆震窗口起点设为最大缸压点,最大缸压点前 40° 为爆震窗口,向后延伸 40° 的曲轴转角范围作为爆震分析窗口。此窗口内的缸压信号将用于爆震强度的计算与识别。通过对两个窗口内的高通滤波后的缸压信号进行整流与积分,计算其能量比值,从而形成爆震因子(Knock Factor, KF, 量符号记为 F_k)。KF 计算公式如下:

$$F_k = \int_{K_0}^{K_0+\Delta\theta} |S_k| / \int_{K_0-\Delta\theta}^{K_0} |S_r| \quad (1)$$

式中 K_0 表示最大缸压点对应的曲轴转角,作为爆震事件的起始点; $\Delta\theta$ 为窗口宽度,设定为 40° ; S_k 、 S_r 为爆震窗口与参考窗口的高通滤波信号。

爆震强度是衡量发动机在工作循环中爆震现象剧烈程度的重要指标,本文通过计算 Siemens VDO 算法中的 F_k ,结合缸压信号中高频扰动的特征量,对爆震程度进行分级。具体分级依据如下:

非爆震($F_k < 1$): 信号光滑,无明显高频成分; 轻微爆震($1 \leq F_k < 1.2$): 出现小幅高频扰动,缸压曲线轻微起伏; 中度爆震($1.2 \leq F_k < 2$): 爆震特征明显,缸压曲线呈现波动形态; 严重爆震($F_k \geq$

2): 高频扰动剧烈,缸压曲线变为锯齿状波形。

以 3 500 r/min、20% 开度工况下不同点火提前角试验数据为例。图 2 为不同爆震强度下缸压曲线的典型图,爆震强度是衡量发动机爆震剧烈程度的指标,强度越大,等级越高,对发动机危害越大。

随着爆震强度的增大,爆震窗口内高频信号的数量显著增多,导致缸压曲线由原本的平滑状态转变为锯齿状形态。爆震窗口及参考窗口如图 2(a) 非爆震下缸压曲线图上标注所示。表 3 为爆震试验中爆震等级统计情况。该部分数据也将作为后续爆震强度识别模型的训练集。

需要说明的是, Siemens VDO 算法本身并非绝对准确,尤其在 KF 处于判定阈值附近时,较易在两种爆震中产生误判。不过,该算法对缸压信号中高频能量变化具有较强的响应能力,能够较准确地反映出爆震趋势。即使在存在误判的情况下, KF 的异常变化仍可视为发动机运行中存在潜在爆震风险或向更高强度爆震发展的迹象。因此,将 Siemens VDO 算法作为本文双域特征识别方法的辅助标定工具,具有一定的参考价值和工程意义。

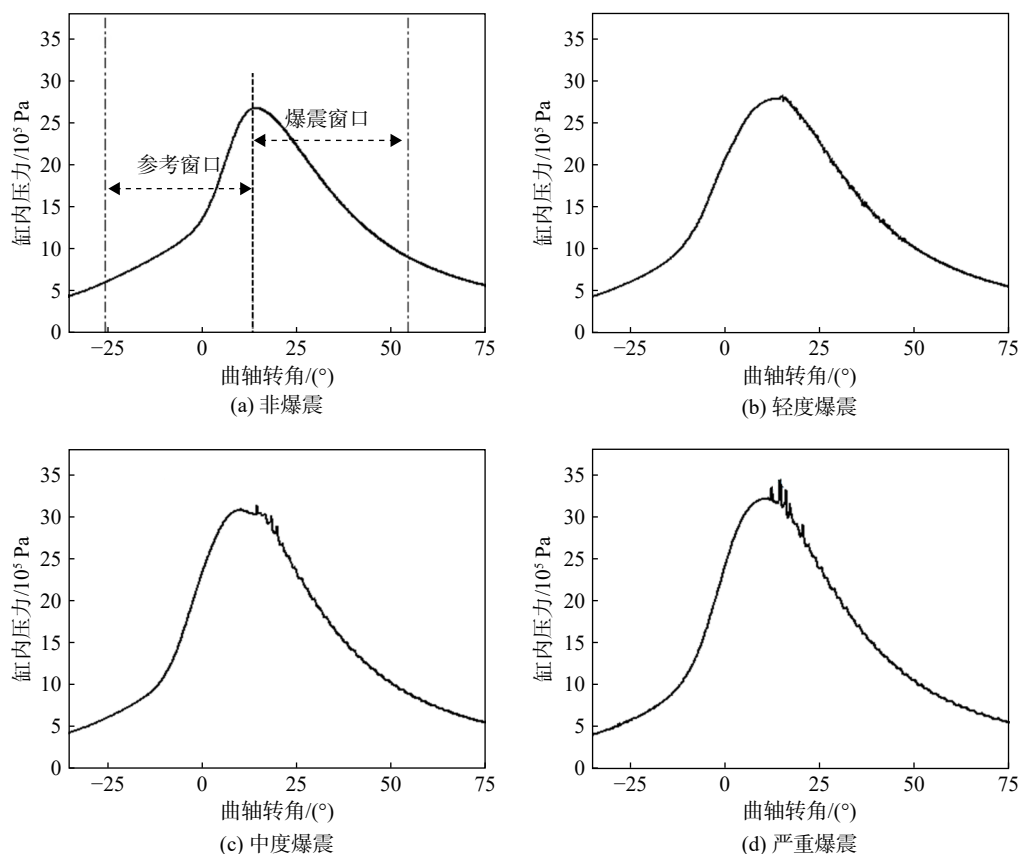


图 2 典型爆震循环的缸压曲线

Fig. 2 Cylinder pressure curves for typical knock cycles

表 3 不同工况下爆震试验中各爆震等级数量

Table 3 Number of each knock level in the knock test under different operating conditions

参数	数值				
	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5
转速/(r/min)			3 500		
点火角/(°)	27	30	33	36	39
采样频率/kHz			240		
轻度爆震/个循环	15	31	79	101	112
中度爆震/个循环	5	12	33	46	54
严重爆震/个循环	3	9	25	32	38
总计/个循环	23	52	137	179	204

2 基于小波包变换的爆震特征分析

2.1 小波包分解

小波包分解是小波理论的延伸,它能对信号进行更精细的分解,有效提取指定频率下的信号分量。小波包分解的基本思想是将信号在不同频率带宽上进行分解,得到多个子频带信号。以 3 级小波包分解为例,小波包变换经多重带通滤波将信号分解为多分辨率下的滤波信号^[17]。各频段信号均保留自身特征并能反映原始信号相应特点,其分解方法如下:

S = AAA3 + DAA3 + ADA3 + DDA3 + AAD3 +
DAD3 + ADD3 + DDD3

(2)

式中 S 表示信号, A 表示为低频滤波, D 表示高频滤波,滤波字母后的数字表示分解级数。

小波包分解的基本公式如下:

$$W_{j,k}(t) = \sum_n h(n) W_{j+1,2k+n}(t) + \sum_n g(n) W_{j+1,2k+1+n}(t)$$

(3)

式中 $W_{j,k}(t)$ 是第 j 级第 k 个子频带的信号; $h(n)$ 和 $g(n)$ 是低通滤波器和高通滤波器系数。

在小波包重构算法中,当知道第 j 级第 k 个子频带的信号,就可以重构出原始信号。重构公式如下:

$$S(t) = \sum_k c_{0,k} W_{0,k}(t) + \sum_k c_{1,k} W_{1,k}(t) + \dots + \sum_k c_{j,k} W_{j,k}(t)$$

(4)

式中 $S(t)$ 是原始信号, $c_{j,k}$ 是第 j 级第 k 个子频带的系数。

本文对缸压信号进行处理并提取双域特征的

具体流程为:

- 1) 对时域的缸压信号进行小波包变换处理。
- 2) 根据爆震特性确定分解层数和子频带分辨率。
- 3) 选用 Daubechies 基函数对缸压信号进行小波包分解。
- 4) 当小波包分解达到设定层数后,对各节点进行小波包重构。
- 5) 提取各子频带可以表征爆震特征的频带信号,用于后续爆震强度识别。

2.2 发动机爆震特征分析与提取

发动机不正常燃烧激发一系列特定的共振而产生的爆震现象会产生大量高频噪声信号,共振频率 $f_{m,n}$ 与燃烧室形状、燃烧条件等相关,假设燃烧室为理想圆柱型燃烧室,其共振频率计算公式^[18-19]为:

$$f_{m,n} = C_s \frac{\alpha_{m,n}}{\pi B}$$

(5)

式中 m 和 n 为燃烧室切向和径向的模式系数, C_s 为气体声速, $\alpha_{m,n}$ 为振动模式因子, B 为气缸直径。本文使用的发动机气缸直径 $B=100\text{ mm}$, 气体声速 $C_s=1\text{ 000 m/s}$ 。不同共振模式下的对照频率如表 4 所示。

表 4 圆柱形燃烧室不同共振模式下的对照频率

Table 4 Control frequencies of cylindrical combustion chambers in different resonant modes

共振模式	(m,n)	$\alpha_{m,n}$	$f_{m,n}/\text{kHz}$
1 阶切向	(1,0)	1.84	5.86
2 阶切向	(2,0)	3.05	9.72
3 阶切向	(3,0)	4.20	13.30
4 阶切向	(4,0)	5.33	16.90
5 阶切向	(5,0)	6.42	20.40
1 阶径向	(0,1)	3.83	12.20

为保证子频带分辨率覆盖爆震相关的频率范围(5.86~20.4 kHz),本文采用了 6 级小波包分解。在本次试验中,缸压信号的采样频率为 240 kHz,6 级分解可得到 64 个子频带,每个带宽约为 3.75 kHz,能够细化覆盖从 0~120 kHz 的频率范围。满足提取目标特征的分辨率要求,因此选定 6 级分解为最终参数。

忽略爆震频带外其他分解的频带成分。图 3 中 $d_1 \sim d_5$ 为小波包分解投影, a_5 为尺度投影,其与原始信号的关系可近似如式(6)所示。

$$S = a_5 + d_1 + d_2 + d_3 + d_4 + d_5 \quad (6)$$

为评估频带划分敏感性,对 C_s 在 ± 50 m/s 范围内进行扰动分析,发现所得频带变动幅度约为 ± 1.2 kHz,仍落在小波包分析中核心频段内。

图 4~图 7 展示了不同爆震强度等级下,缸

压信号经小波包分解所得的各子频带时域特性。分析揭示,在非爆震工况中,缸压信号的高频分量相对微弱;相反,在爆震工况下,尤其是在 $0^\circ \sim 50^\circ$ 的做功冲程阶段,高频分量显著增强,因此可将爆震窗口设置为 $0^\circ \sim 50^\circ$ 。此现象归因于爆震发生时,缸内异常燃烧所引发的强烈高频噪声信号。随着爆震强度的递增,缸压信号中的高频分量亦呈现明显递增趋势。

在子频带信号中,虽能实现爆震等级的初步定性区分,但要深入且精确地解析爆震特征,则必须诉诸于对信号的定量分析。于是,从子频带的能量分布特性出发,选择能量熵作为关键参数来量化并比较这些分布^[20]。能量熵不仅能够灵敏地反映信号的动态变化,更在缸压异常时展现出显著波动,从而成为有效提取爆震特征的有力工具^[21-22]。

经小波包分解后,子频带局部能量 $E_{n,j}^i$ 为:

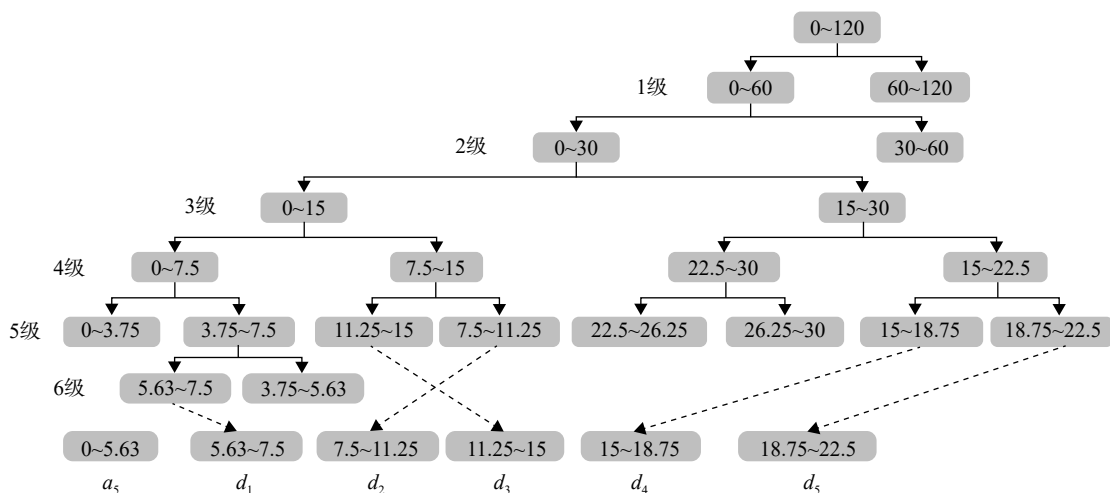


图 3 6 级小波包分解频带结构图(单位: kHz)

Fig. 3 Six-level wavelet packet decomposition band structure diagrams (unit: kHz)

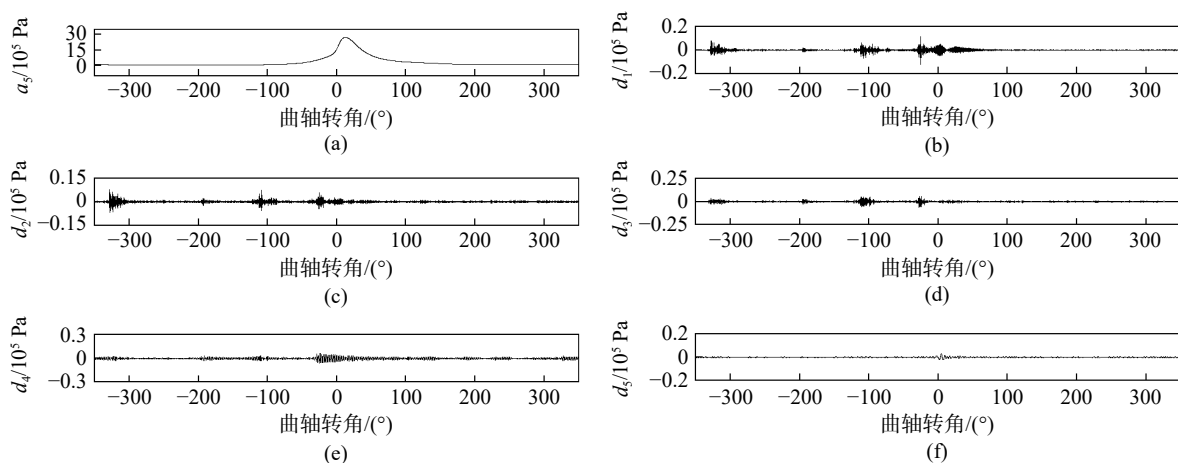


图 4 非爆震工况下的小波包变换子频带信号

Fig. 4 Wavelet packet transform subband signals for non-knock conditions

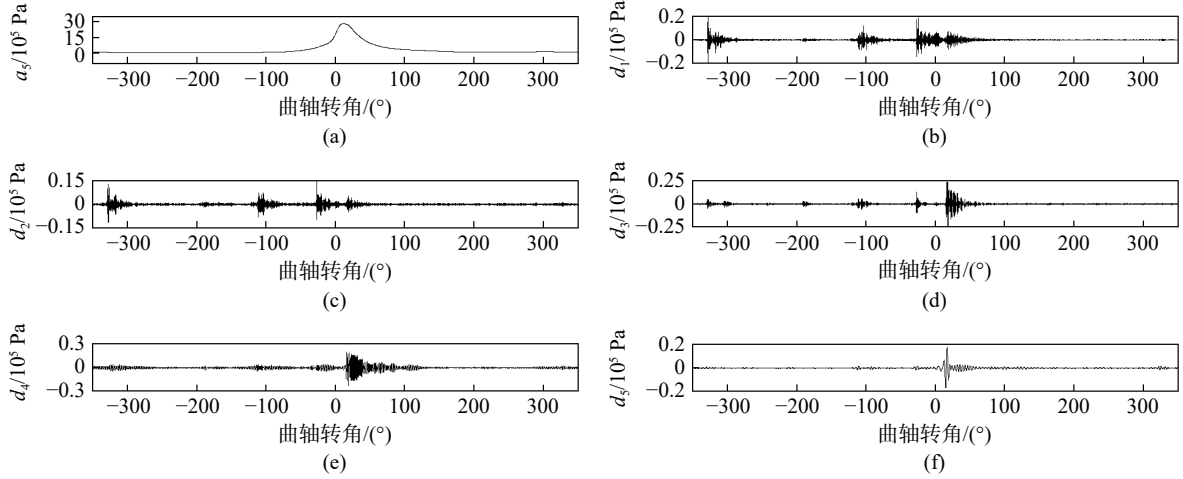


图5 轻度爆震工况下的小波包变换子频带信号

Fig. 5 Wavelet packet transformed sub-band signals under mild knock conditions

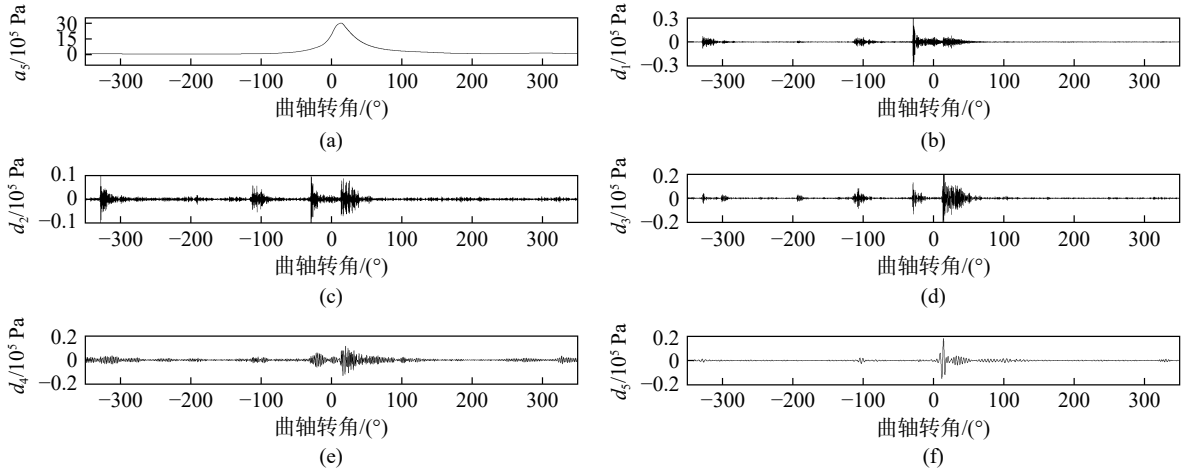


图6 中度爆震工况下的小波包变换子频带信号

Fig. 6 Wavelet packet transformed subband signals for moderate knock conditions

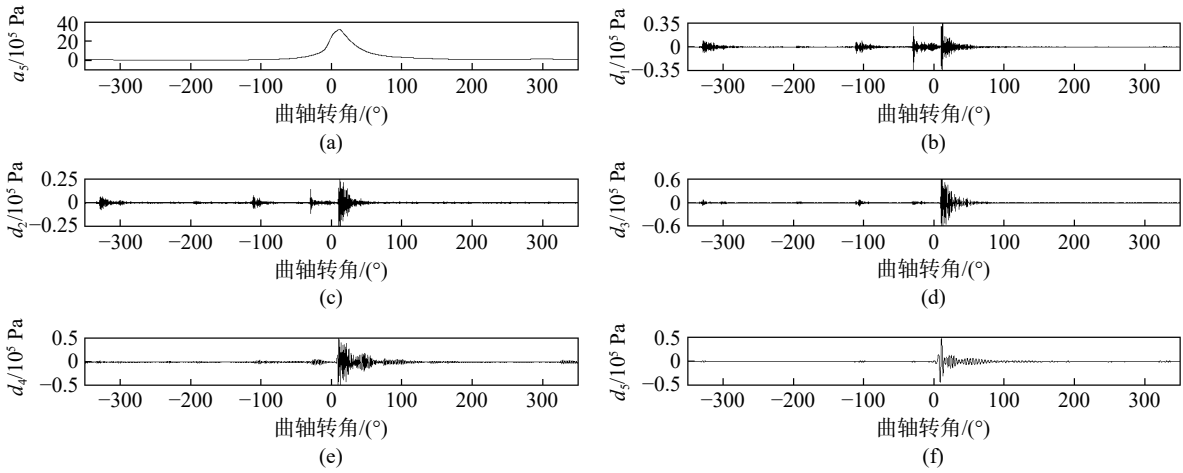


图7 严重爆震工况下的小波包变换子频带信号

Fig. 7 Wavelet packet transformed subband signals under severe knock conditions

$$E_{n,j}^i = \int_{t_1}^{t_2} |S_{n,j}(t)|^2 dt = \sum_{l=M_1}^{M_2} |d_l^{jn}|^2 \quad (7)$$

式中 $S_{n,j}(t)$ 为小波包分解的第 n 层特征信号
($j = 1, 2, 3, \dots, 2^n$), d_l^{jn} 为第 l 个离散点系数, t_1 、 t_2

为起始与结束时间, M_1 、 M_2 为对应的离散点。

子频带局部能量代表缸压信号在该频带内的能量集中程度, 而能量熵 W_{EE} 则反映所有频带能量分布的均匀性与复杂度, 其关系如式(8)所示。

$$W_{EE} = - \sum p_j \ln p_j \quad (8)$$

式中能量占比 $p_j = E_{n,j}^i / E$, 其中 E 为各子频带局部能量 $E_{n,j}^i$ 的和。

图 8 为不同爆震等级下各子频带能量熵分布及能量占比。分析 d_2 、 d_3 、 d_4 子频带信号能量占比较多, 且随着爆震强度的提高, 子频带中的能量占比与能量熵均有明显增加, 而 d_1 和 d_5 频带的能量熵没有随着爆震强度的不同而产生明显差异, 表明爆震导致信号频谱更集中于中频区, 能量分布由平缓趋于尖峰。由此可知, 能量熵中 d_2 、 d_3 、 d_4 子频带能有效反映爆震强度变化, 是重要的定量识别特征。

将爆震窗口设为 $0^\circ \sim 50^\circ$, 对窗口期内的缸压信号的爆震特征频带做简化处理, 旨在合理提取与爆震相关的信号, 排除无关信号的干扰。进行爆震窗口处理后的特征频带时域如图 9 所示。

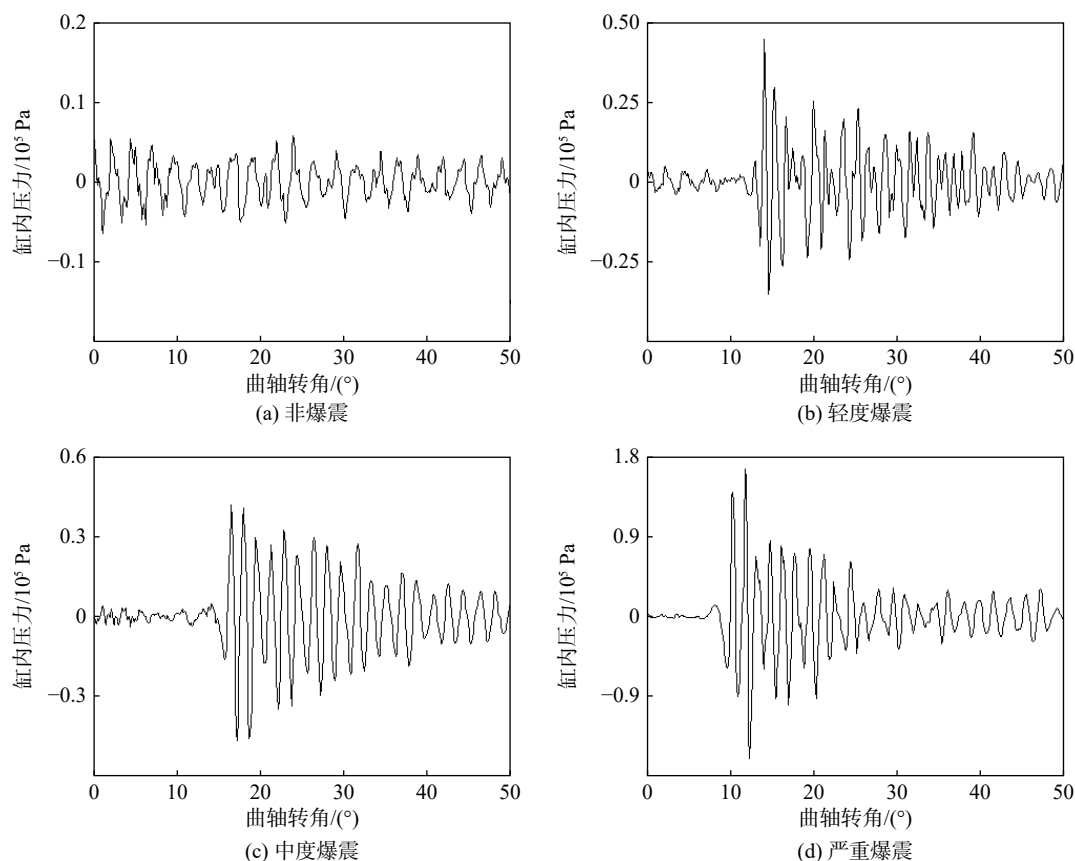


图 9 不同爆震等级经爆震窗口处理后爆震特征频带时域图

Fig. 9 Time-domain plots of the characteristic frequency bands of the knock processed by the knock window at different knock levels

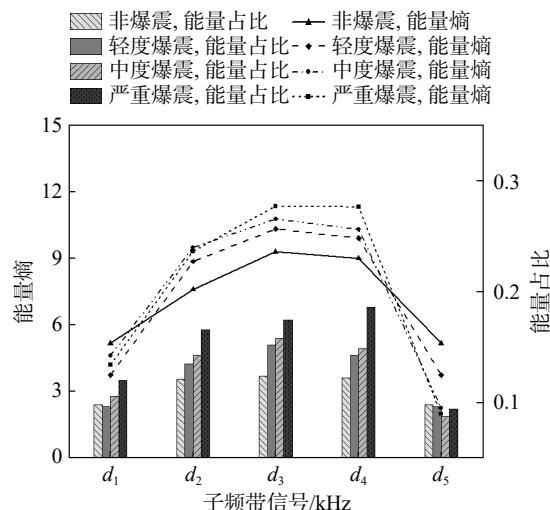


图 8 不同爆震等级下各子频带能量熵分布及能量占比

Fig. 8 Distribution of energy entropy and energy share of each subband under different knock levels

2.3 双域特征分析

2.3.1 双域特征指标

为了准确识别爆震信息并评估其强度, 首先从双域(时域和频域)中提取关键的爆震特征指标^[1, 23]。在时域分析中, 提取了包括量纲和无量纲在内的 16 个特征值, 如方均根值、峭度分布等。

频域分析则关注频域幅值平均值、重心频率等6个指标。为减少数据维度间数量级差异对算法分类准确性的影响,对这些指标进行归一化处理,如图10所示,并作为后续深度学习进行爆震强度识别提供输入参数。

2.3.2 双域特征图像分析

双域特征图像能将信号内时域、频域中的信息汇总并展现在一张图内。不同爆震强度时频尺度分布如图11所示,图中深度特征选用小波理论获取的尺度信息,每个频率与时间对应的尺度不同,在某一尺度下的实际频率 F_a 为:

$$F_a = \frac{F_c \times f_s}{a} \quad F_a \in [0, f_s/2] \quad (9)$$

式中 F_c 是小波基对应的中心频率, f_s 为缸压信号采样频率, a 为尺度序列。

从图11可以看出,非爆震下由于没有高频噪声信号,尺度值最大仅为0.05,噪点主要分布在8 kHz左右;在爆震工况下,通常会在20°~30°内产生较大的尺度值,频率通常在10 kHz以上,并随着爆震等级的增加,尺度幅值逐渐提高。

综上分析,不同爆震等级下的各工作循环都存在不同的时频域特征分布,因此针对这种爆震特征分布的差异性,可以采用CNN模型图像识别

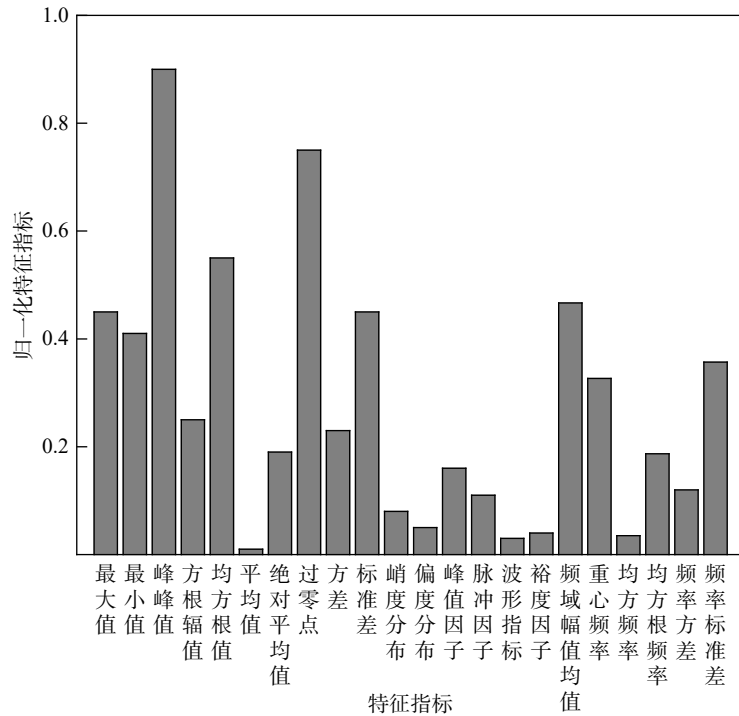
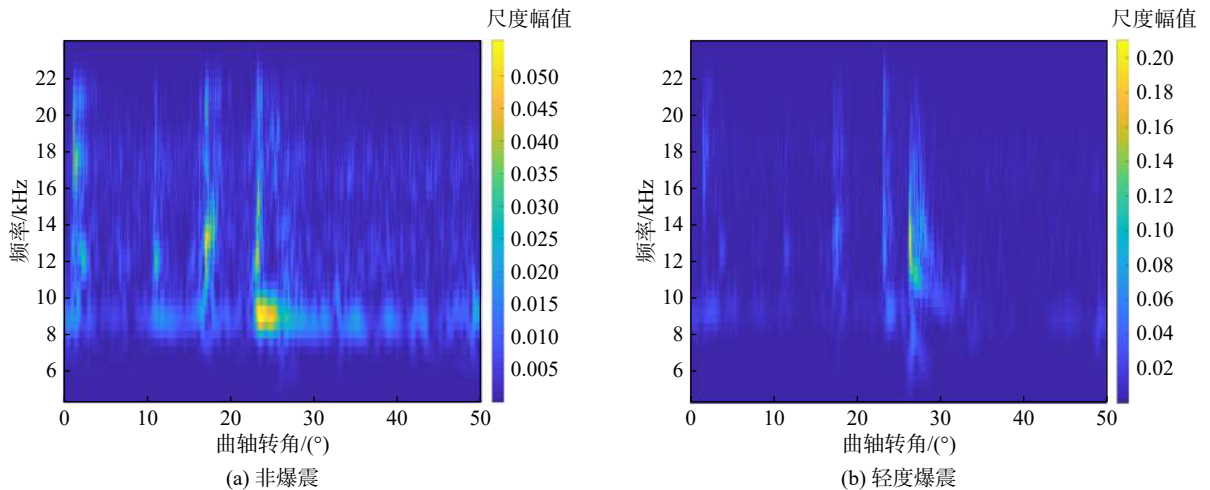


图10 爆震循环下的时频域特征指标

Fig. 10 Time-frequency domain characterization metrics under knock cycling



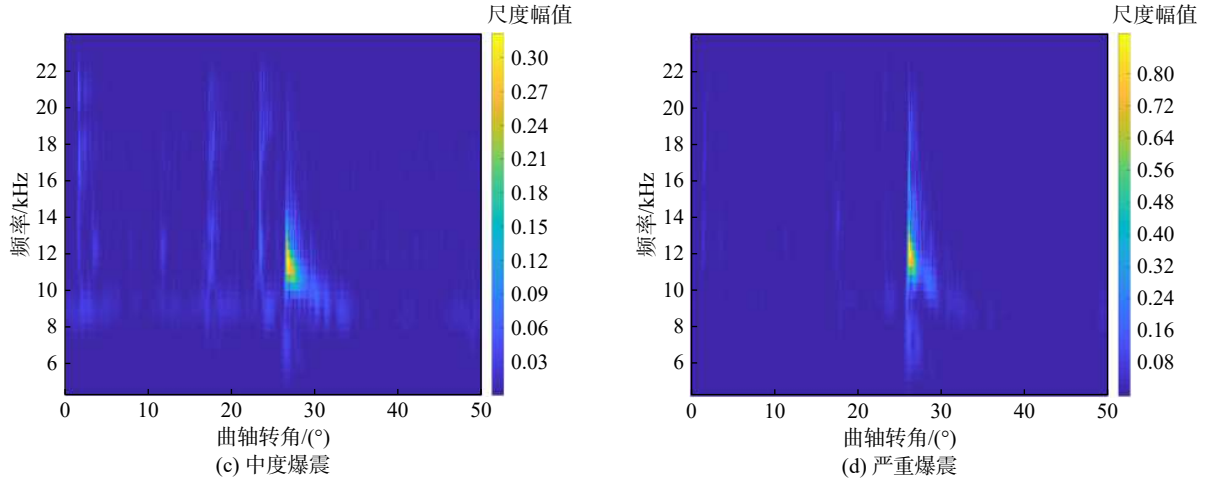


图 11 不同爆震等级下的双域特征时频图

Fig. 11 Time-frequency plots of dual-domain features at different knock levels

与分类的方法对爆震等级进行划分,最终达到爆震强度识别目的。

3 航空煤油发动机爆震强度识别

3.1 多层感知机神经网络模型爆震强度识别

3.1.1 多层感知机神经网络模型

多层感知机神经网络(multilayer perceptron, MLP)是一种基于前馈神经网络的深度学习模型,包含了输入层、多个隐含层及输出层,如图 12 所示。在分类任务中,该模型通过隐含层对输入特征进行非线性变换,优化数据处理,最终在输出层生成分类标签^[24]。

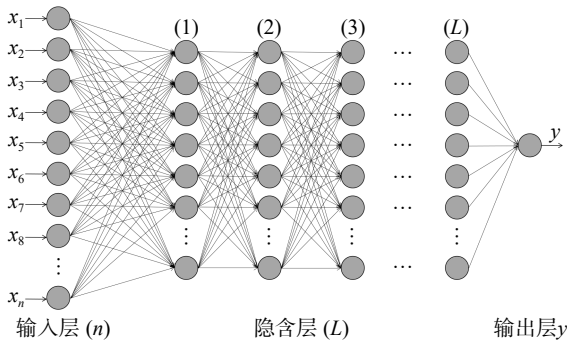


图 12 多层感知机神经网络模型结构

Fig. 12 Multilayer perceptron neural network model structure

假设 MLP 有 $L+2$ 层,对于第 L 层隐含层,假设有 n_L 个神经元,则第 L 层隐含层输出数据为 $\{h_1^L, h_2^L, \dots, h_{n_L}^L\}$,设第 $L-1$ 层第 j 个神经元到第 L 层第 i 个神经元的权值为 w_{ij}^L ,偏置为 b_i^L 。激活函数 $f(\cdot)$ 选用整流线性单元 ReLU 函数,激活函数加入可以增加 MLP 的非线性激活功能,增强模型拟

合度。最终隐含层第 L 层第 i 个神经元 n_i^L 和输出层第 i 个 y_i 的输出函数为:

$$h_i^{L-1} = f(n_i^{L-1}) \quad (10)$$

$$h_i^L = \sum_{j=1}^{s_{L-1}} w_{ij}^L h_j^{L-1} + b_i^L \quad (11)$$

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^{s_{L-1}} w_{ij}^L h_j^{L-1} + b_i^L\right) \quad (12)$$

MLP 模型的隐含层权值 w_{ij}^L 和输出层权值 w_{ij}^y 需要用训练集数据进行训练,MLP 模型训练过程中需要一个损失函数来对模型进行计量优化,数据集的损失函数为:

$$L(\omega, b) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln P\{y^{(i)} | x^{(i)}; \omega, b\} \quad (13)$$

式中 $x^{(i)}$ 为训练集样本, $y^{(i)}$ 为输出函数分类标签, N 为样本标签,最终损失函数对 MLP 优化的过程就可以对权值 ω 和偏置 b 进行更新,更新过程如下:

$$\omega^L = \omega^L - \alpha \frac{\partial L(\omega)}{\partial \omega^L} \quad (14)$$

$$b^L = b^L - \alpha \frac{\partial L(b)}{\partial b^L} \quad (15)$$

3.1.2 多层感知机神经网络模型训练

MLP 网络搭建及模型训练与验证流程如图 13 所示,选择转速为 3 500 r/min、节气门开度为 30% 工况下的双域特征指标作为 MLP 网络的训练集及测试集,共包含 7 000 个完整循环样本,按照 8 : 2 的比例划分为训练与验证样本。MPL

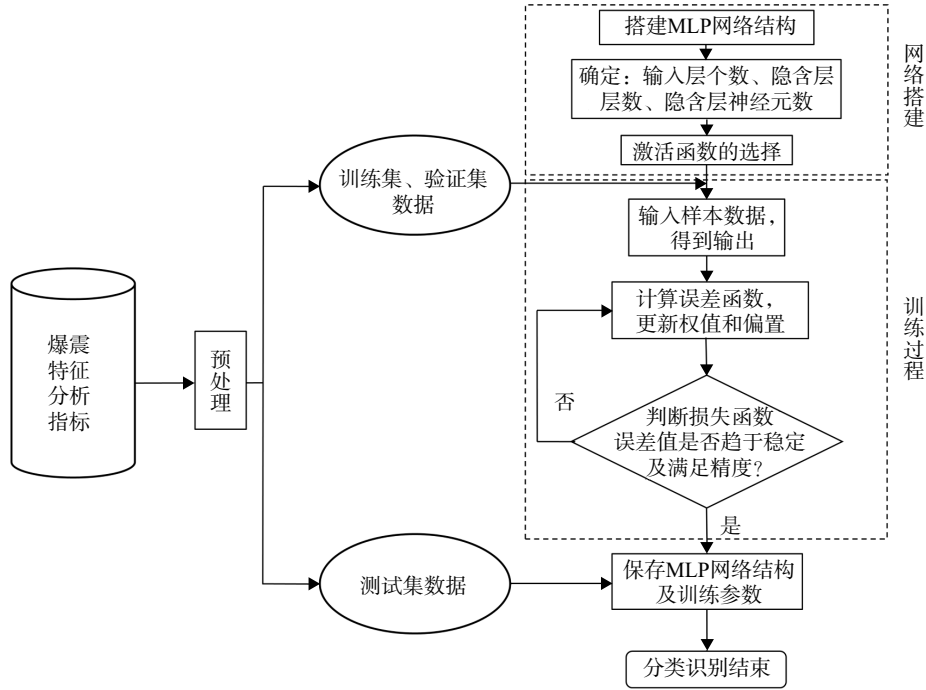


图 13 MLP 模型设计与基本步骤

Fig. 13 MLP model design and basic steps

模型采用多隐含层, 根据经验法选取神经元数目及隐含层数, 通过验证集样本损失率大小最终选取 90 个神经元, 3 层隐含层结构。

根据图 13 流程对 MLP 模型进行训练, 训练集和验证集识别精度和损失率随迭代次数的变化如图 14 所示, 可以看出在训练次数达到 133 次时, 训练集与验证机的损失率小于 5%, 此时训练精度达到 91%, 且随着迭代次数的继续上涨, 后续数值区域稳定, 因此此时达到了较好的训练预期。

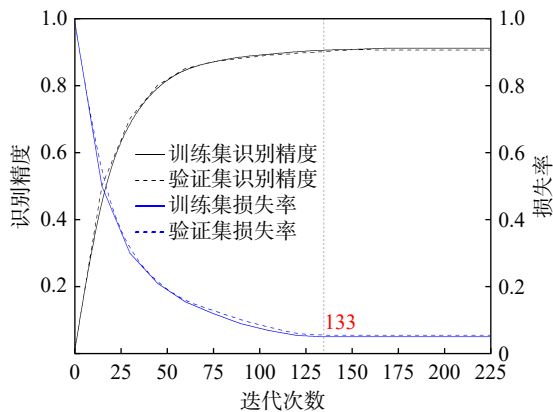


图 14 MLP 模型样本训练结果

Fig. 14 Sample training results of MLP model

3.2 卷积神经网络模型爆震强度识别

3.2.1 卷积神经网络模型

卷积神经网络接收爆震双域特征图像作为输

入, 通过卷积层来捕捉局部特征, 接着, 通过激活函数如 ReLU 引入非线性, 以增强模型的表达能力。池化层随后降低特征图的维度, 同时保留重要信息, 减少计算量。最后, 经过全连接层的处理, CNN 将学习到的特征映射到最终的分类结果^[25]。

卷积层是 CNN 的核心, 卷积操作通过覆盖与卷积核大小相同尺寸的特征区域, 引入激活函数对其进行卷积计算与整合即可得到相应区域的图像特征, CNN 中的卷积属于离散卷积, 具体运算过程如式(16)所示。

$$x_j^l = f \left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} \cdot w_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (16)$$

式中 w_{ij}^l 为第 l 层 (i, j) 位置的卷积运算权重, b_j^l 为第 l 层的偏置, x_i^{l-1} 为上一层特征映射, M_j 为特征映射集合, $f(\cdot)$ 为激活函数, 选择 ReLU 函数作为激活函数。

池化层通过减少图像的空间尺寸来降低特征维度, 去除冗余信息, 提高模型的泛化能力和训练效率。本文采用最大池化的操作方式, 即取池化区域的最大分辨率如下:

$$F_{\text{pooling}, u, v}^{\max} = \frac{1}{|\Omega_{u, v}|} \sum_{i, j \in \Omega_{u, v}} a_{i, j} \quad (17)$$

式中 α_{ij} 为池化层的激活值, i, j 为索引值, $\Omega_{u, v}$ 为

对应的池化区域。

全连接层类似 MLP 模型中的隐含层,为输出层输出结果,实现特征分类。目标函数包括损失函数和正则化,通过迭代更新参数来优化模型。对于多分类任务,通常使用交叉熵损失函数与 softmax 函数结合,以实现**对爆震等级的准确分类**^[26]。

3.2.2 卷积神经网络模型搭建与训练

本文搭建的 CNN 模型由 3 层卷积层、3 层池化层和 3 层全连接层组成,如**图 15** 所示。

CNN 模型的设计与验证的基本步骤如**图 16** 所示,用转速为 3 500 r/min、节气门开度为 30% 工况下共计 7 000 个完整循环的双域特征图像按照 8 : 2 的比例作为 CNN 模型的训练集与验证集。由于卷积层的存在,使模型迭代更新的次数发生了较大变化,如**图 17** 所示,在 CNN 模型训练过程中训练集与验证集损失率在 219 次迭代后趋于平稳,虽所需训练迭代次数较多,但其损失率最终

稳定于 3% 附近,爆震强度识别精度高达 95%。

3.3 爆震强度识别算法对比分析

上文仅通过转速为 3 500 r/min、节气门开度 30% 的工况对模型进行训练与验证,为测试两个爆震强度识别算法在各种负荷下的识别精度,选取**表 5** 的测试集,其中包括不同转速和不同点火提前角的多种工况。

将 4 组测试集的特征指标及特征图像分别输入至已训练好的 MLP 模型和 CNN 模型中进行测试验证,并对分类结果进行可视化处理。

MLP 模型对不同工况样本的爆震强度识别结果如**图 18** 所示,以第 1 组为例,对可视化处理进行阐释,分类输出结果偏离真实集即可认定识别错误。在第 1 组中标注出了识别错误的两种情况,一种是虚线圆中标记的,真实情况为非爆震而错误识别为轻微爆震,另一种以实线圆标记,真实情况为轻微爆震而错误识别为非爆震的案例。综合 4 组测试集可以看出采用 MLP 模型对爆震

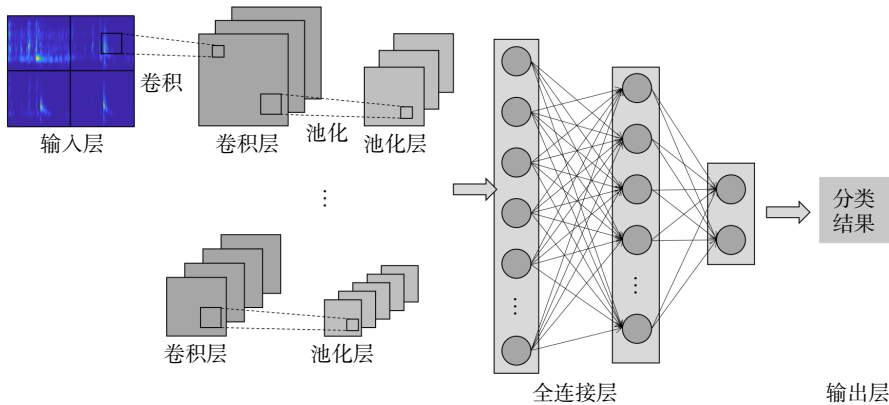


图 15 CNN 模型基本结构
Fig. 15 CNN model basic structure

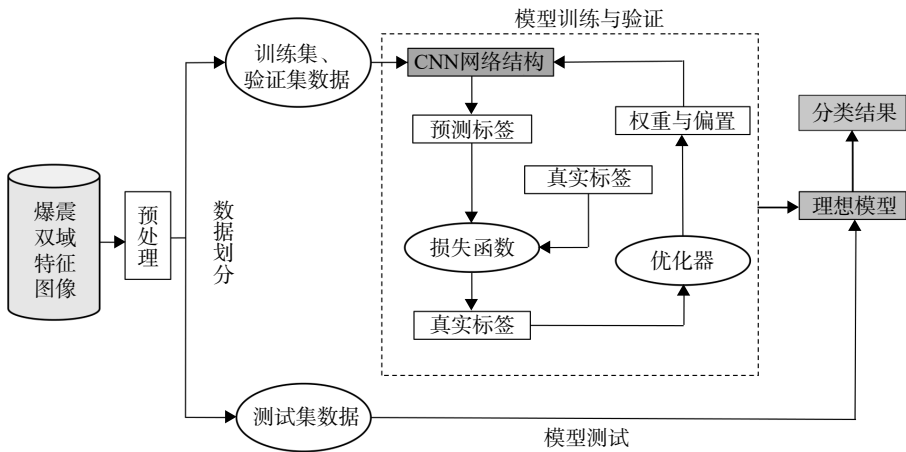


图 16 CNN 模型设计与基本步骤
Fig. 16 CNN model design and basic steps

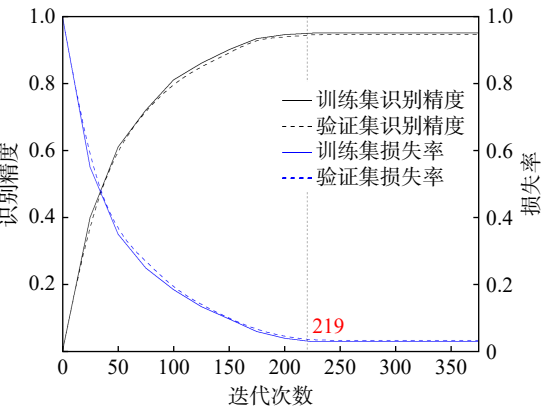


图 17 CNN 模型样本训练结果
Fig. 17 Sample training results of CNN model

特征识别效果较好,各爆震等级没有出现跨级识别错误的情况,没有出现拟合问题,尤其是在中度爆震和严重爆震下识别精度较高,说明 MLP 模型训练较好,同时说明 MLP 模型在爆震强度识别领域有着较好的适用性。

图 19 为 MLP 模型对 4 组工况下爆震强度识别结果的混淆矩阵。混淆矩阵以表格形式直观地展示了模型的预测结果与实际标签之间的关系,其将分类结果分为真正例、假正例、真反例、假反例^[27]。图中可以看出 MLP 模型对非爆震模型识别精度最低为 86.96%,在非爆震的大基数数据中仍可达到良好的识别精度。随着爆震强度的增

表 5 不同发动机负荷工况下的爆震试验测试集样本

Table 5 Sample test set of knock tests under different engine loading conditions

组别	转速/(r/min)	点火角/(°)	节气门开度/%	循环数	爆震数	爆震率/%
1	2 500	30	20	334	62	18.56
2	2 500	33	20	363	105	28.93
3	4 500	30	40	389	83	21.34
4	6 500	32	50	366	113	30.87

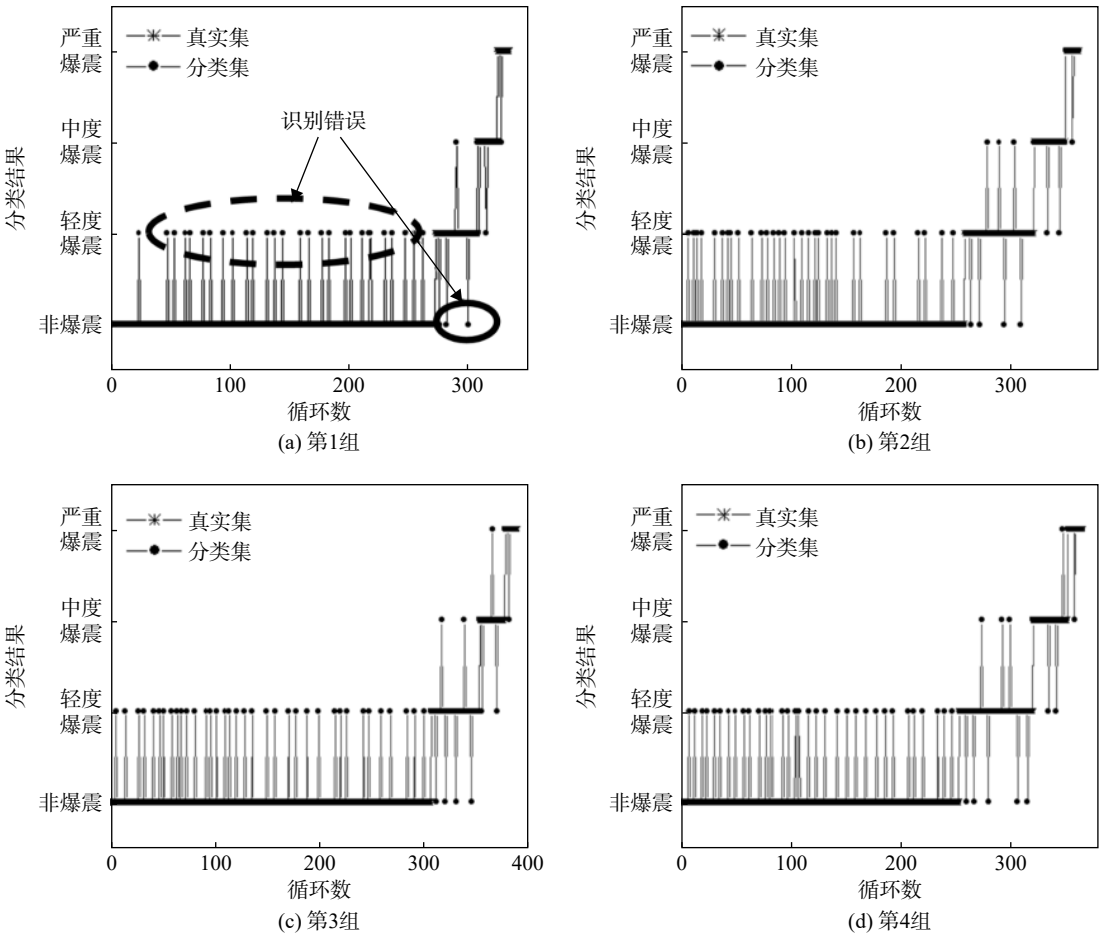


图 18 MLP 模型对不同工况样本的爆震强度识别结果
Fig. 18 Knock intensity identification results of MLP model for different operating condition samples

加, 识别精度也随着提高, 严重爆震下识别精度可达到 90% 及以上, 一方面爆震强度的增加, 爆震特征指标的区分更加明显, 另一方面说明其在小样本数据分类下也有着较高的准确度。综合 4 组测试工况统计, MLP 模型整体识别精度约为 88.50%。

CNN 模型对不同工况样本的爆震强度识别

结果如图 20 所示, 可以看出其爆震强度识别精度较 MLP 模型相比有明显提高, 相较于 MLP 模型提取爆震特征, CNN 模型的卷积层可以自主提取图像特征, 输入信息量远多于 MLP 模型。在中度爆震和严重爆震下识别精度最高, 4 组工况下对严重爆震识别精度较高, 基本可进行正确识别。

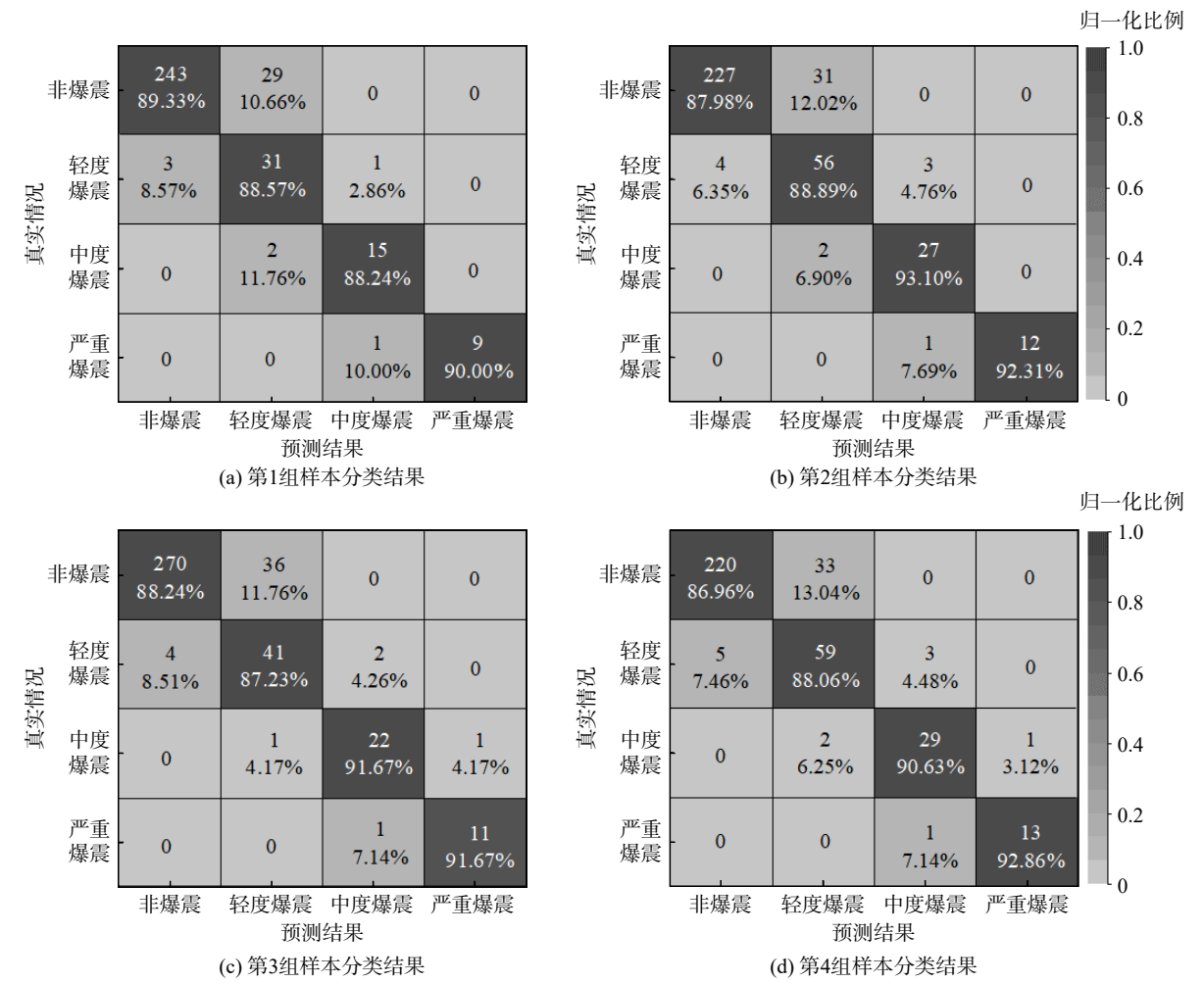
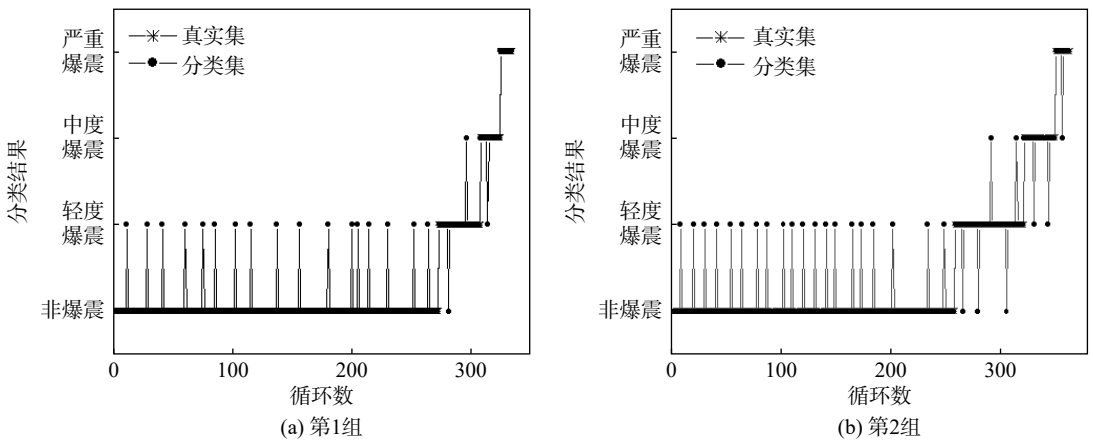


图 19 MLP 模型对不同工况样本爆震强度识别的混淆矩阵

Fig. 19 Confusion matrix of MLP model for knock intensity identification of samples under different operating conditions



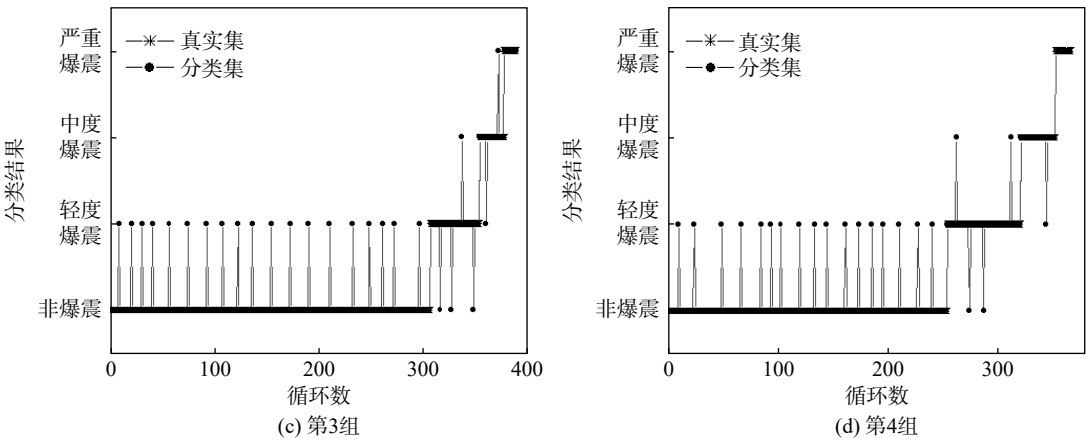


图 20 CNN 模型对不同工况样本的爆震强度识别结果

Fig. 20 Knock intensity identification results of CNN model for different operating condition samples

图 21 为 CNN 模型对 4 组工况下爆震强度识别结果的混淆矩阵。可以看出不同工况下的识别精度都在 91% 以上, 整体识别精度达 93.46%。在非爆震与轻度爆震下, 识别精度均在 90% 以上, 说明 CNN 模型对轻度爆震等爆震特征不明显的

循环也有较高的识别精度。在不同工况下 CNN 模型对测试集识别均有较高的准确度, 说明 CNN 模型在爆震强度识别领域有很强的准确性与泛化性。

综合 4 组测试集样本分类的结果作为对比数

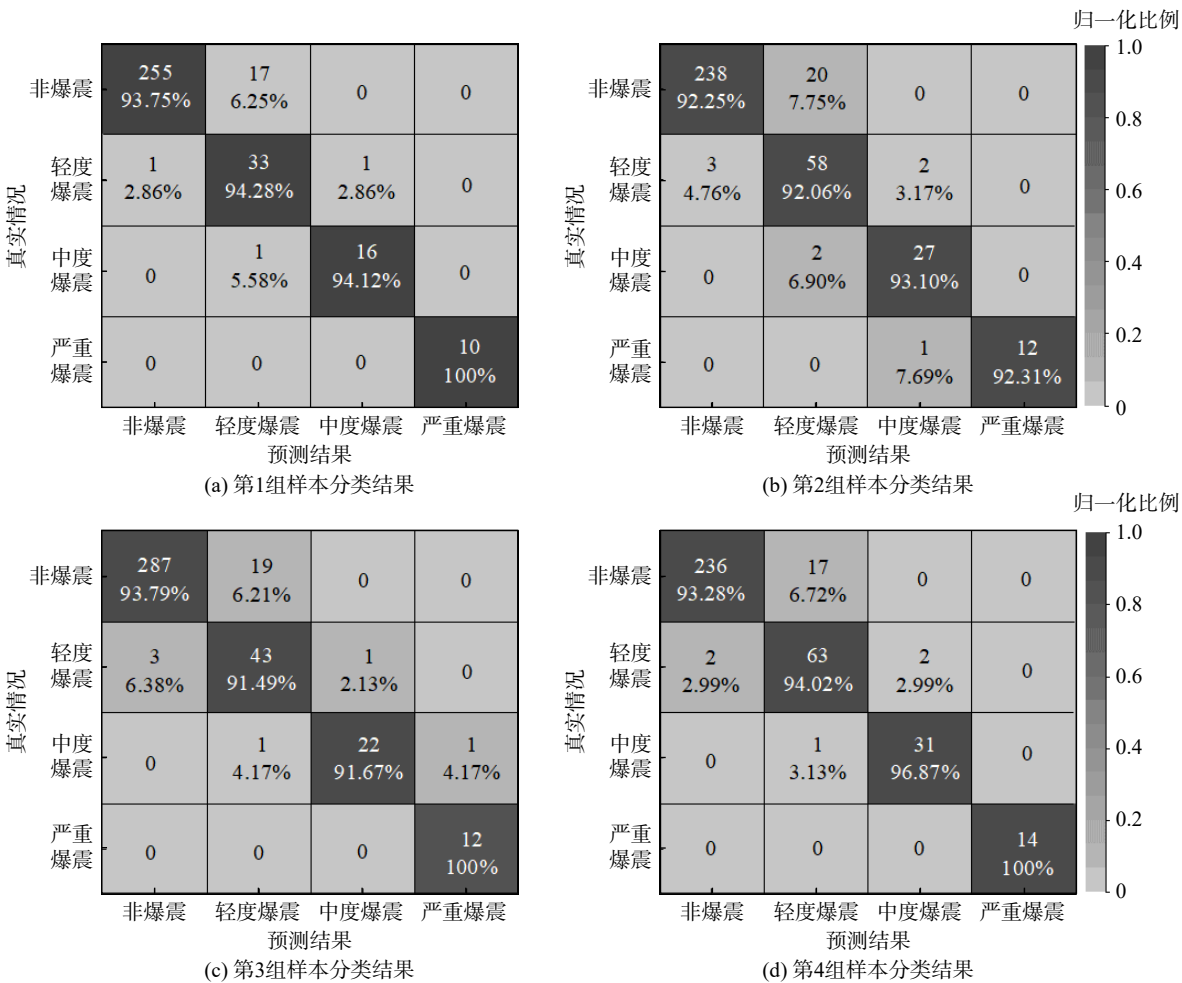


图 21 CNN 模型对不同工况样本爆震强度识别的混淆矩阵

Fig. 21 Confusion matrix of CNN model for knock intensity identification of samples under different operating conditions

据,对比两种模型对不同爆震强度识别精度对比如表 6 所示,混淆矩阵如图 22 所示。分析可以得出 MLP 模型平均识别精度为 88.50%,且在非爆震与轻度爆震下识别精度较低,精度仅为 88% 左右。CNN 模型平均识别精度高达 93.46%,与 MLP 模型相比提升了 4.96%。且在非爆震与轻微爆震下也有着较高的识别精度,识别精度约为 93%,较 MLP 模型提高 5%。

表 6 不同模型爆震强度识别精度
Table 6 Knock intensity identification accuracy of different models %

爆震等级	MLP	CNN
非爆震	88.15	93.30
轻度爆震	88.21	92.92
中度爆震	91.18	94.12
严重爆震	91.84	97.96
平均识别精度	88.50	93.46

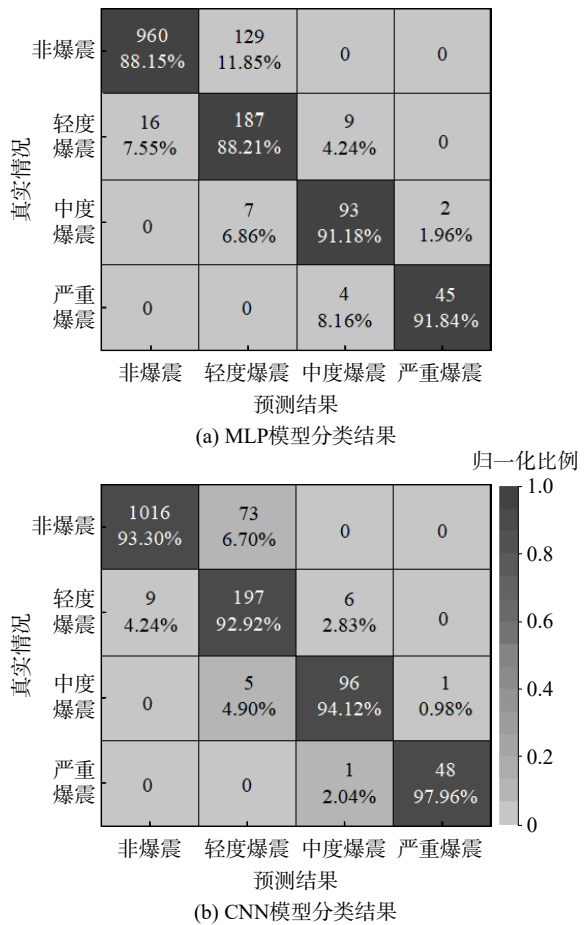


图 22 不同模型爆震强度识别混淆矩阵
Fig. 22 Confusion matrix of different models knock intensity identification

4 结 论

1) 本文通过对压缩空气辅助直喷的航空活塞发动机在不同工况下的试验数据进行爆震特征分析,利用小波包变换与能量熵分析方法提取缸压信号的不同爆震特征频带,确定爆震特征频带主要集中在 7.5~18.75 kHz 范围,包括 d_2 (7.5~11.25 kHz)、 d_3 (11.25~15 kHz)、 d_4 (15~18.75 kHz) 这 3 个子频带,并重构合成 7.5~18.75 kHz 频带用于后续分析。

2) 从爆震特征频带的时域和频域图中提取了 22 个特征分析指标,整合形成双域爆震特征图像,作为 MLP 和 CNN 模型的输入参数。

3) 对比 MLP 和 CNN 模型在爆震强度识别上的性能,结果显示 CNN 模型平均识别精度为 93.46%,较 MLP 模型的 88.50% 高出 4.96%。验证了 CNN 模型在爆震强度识别上的优越性和高效性。

参考文献:

[1] 王宝义. 我国低空经济的技术经济范式分析与发展对策[J]. 中国流通经济, 2024, 38(9): 14-26.
Wang Baoyi. The technological and economic paradigm analysis and countermeasures for developing low altitude economy in China[J]. China Business and Market, 2024, 38(9): 14-26. (in Chinese)

[2] 张红兴. 对置活塞二冲程内燃机用于无人机的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
Zhang Hongxing. Study on an opposed piston two stroke internal combustion engine for unmanned aerial vehicle[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (in Chinese)

[3] 胡强, 余双, 史开源, 等. 浅谈航空重油活塞式发动机[J]. 航空动力, 2020(5): 32-35.
Hu Qiang, Yu Shuang, Shi Kaiyuan, et al. Discussion on the aviation heavy fuel piston engines[J]. Aerospace Power, 2020(5): 32-35. (in Chinese)

[4] Ding Shuiting, Ma Qinglin, Qiu Tian, et al. An engine-level safety assessment approach of sustainable aviation fuel based on a multi-fidelity aerodynamic model[J]. Sustainability, 2024, 16(9): 3814.

[5] Napolitano P, Jimenez I, Pla B, et al. Knock recognition based on vibration signal and Wiebe function in a heavy-duty spark ignited engine fueled with Methane[J]. Fuel, 2022, 315: 122957.

[6] 周浩. 直喷发动机的爆震分析研究[D]. 天津: 天津大学, 2014.
Zhou Hao. Investigation on knock analysis of direct injection engine[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014. (in Chinese)

[7] Pla B, De La Morena J, Bares P, et al. An unsupervised machine learning technique to identify knock from a knock signal time-frequency analysis[J]. Measurement, 2023, 211: 112669.

[8] Borg J M, Cheok K C, Saikal G, et al. Wavelet-based knock detection with fuzzy logic[C]//2005 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications. Piscataway, US: IEEE, 2005: 26-31.

[9] 李宁, 周瑞. 基于非线性小波变换的汽油机爆震强度识别

- [J]. *内燃机学报*, 2018, 36(1): 83-89.
Li Ning, Zhou Rui. Knock intensity identification for a gasoline engine based on nonlinear wavelet transform[J]. *Transactions of Csice*, 2018, 36(1): 83-89. (in Chinese)
- [10] 孙久岭. 天然气发动机爆震燃烧特性及识别算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
Sun Jiuling. Research on knock combustion characteristics and identification algorithm of natural gas engine[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022. (in Chinese)
- [11] Kefalas A, Ofner A B, Pirker G, et al. Detection of knocking combustion using the continuous wavelet transformation and a convolutional neural network[J]. *Energies*, 2021, 14(2): 439.
- [12] Hosseini M, Chitsaz I. Knock probability determination employing convolutional neural network and IGTD algorithm[J]. *Energy*, 2023, 284: 129282.
- [13] Pla B N, Bares P, Jiménez I, et al. A fuzzy logic map-based knock control for spark ignition engines[J]. *Applied Energy*, 2020, 280: 116036.
- [14] 杨建国, 刘晓峰, 林波. 基于 DWT 的汽油机爆震特征提取及爆震强度的判定[J]. *内燃机学报*, 2003, 21(3): 233-238.
Yang Jianguo, Liu Xiaofeng, Lin Bo. DWT based knock detection and knock intensity judgment for a gasoline engine[J]. *Transactions of Csice*, 2003, 21(3): 233-238. (in Chinese)
- [15] Molinaro F, Castanie F, Denjean A. Knocking recognition in engine vibration signal using the wavelet transform[C]//Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis. Piscataway, US: IEEE, 1992: 353-356.
- [16] 薛劲梓, 胡春明, 刘娜, 等. 基于小波包能谱的爆震特征频带及强度分析[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2022, 53(6): 2092-2101.
Xue Jinzi, Hu Chunming, Liu Na, et al. Frequency band and intensity analysis of knock characteristics based on wavelet packet energy entropy spectrum[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2022, 53(6): 2092-2101. (in Chinese)
- [17] Naber J, Blough J R, Frankowski D, et al. Analysis of combustion knock metrics in spark-ignition engines[R]. Detroit, US: Sae World Congress and Exhibition, 2006.
- [18] 盛敬, 魏民祥, 刘锐. 基于经验模态分解的煤油发动机爆震因子计算[J]. *内燃机工程*, 2013, 34(5): 29-32, 37.
Sheng Jing, Wei Minxiang, Liu Rui. Research on knocking factor calculating method based on empirical mode decomposition algorithm for kerosene engine[J]. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2013, 34(5): 29-32, 37. (in Chinese)
- [19] 张德丰. MATLAB 小波分析[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [20] Pan Yue, Zhang Limao, Wu Xianguo, et al. Structural health monitoring and assessment using wavelet packet energy spectrum[J]. *Safety Science*, 2019, 120: 652-665.
- [21] Hudson C, Gao X, Stone R. Knock measurement for fuel evaluation in spark ignition engines[J]. *Fuel*, 2001, 80(3): 395-407.
- [22] 何正友, 蔡玉梅, 钱清泉. 小波熵理论及其在电力系统故障检测中的应用研究[J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(5): 38-43.
He Zhengyou, Cai Yumei, Qian Qingquan. A study of wavelet entropy theory and its application in electric power system fault detection[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(5): 38-43. (in Chinese)
- [23] 张伟博. 基于时频分析与非线性熵的水电机组智能故障诊断与状态趋势预测研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
Zhang Weibo. Study on intelligent fault diagnosis and state tendency prediction of hydroelectric generator units based on time-frequency analysis and nonlinear entropy[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [24] Donahue J, Jia Y, Vinyals O, et al. DeCAF: a deep convolutional activation feature for generic visual recognition[R]. Beijing: 31st International Conference on Machine Learning, 2014.
- [25] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [26] 吴正文. 卷积神经网络在图像分类中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
Wu Zhengwen. Application research of convolution neural network in image classification[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015. (in Chinese)
- [27] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.

(编辑: 秦理曼)