DOI: 10.16236/j.cnki.nrjxb.202503032

基于声信号多域复合特征的涡轮增压器喘振识别

张书焓[1,2]，李　欣[3]，刘　海[1,2]，刘　芳[1,2]，马　磊[3]，郝晓静[3]
（1. 河北工业大学机械工程学院，天津 300130；2. 天津市新能源汽车动力传动与安全技术重点实验室，天津 300130；3. 中国北方发动机研究所，天津 300400）

摘要：以某型柴油发动机涡轮增压器为研究对象，开展基于非侵入式的声信号的增压器喘振识别研究，提出了一种基于声信号多域复合特征的涡轮增压器喘振识别方法. 通过增压器喘振复现试验采集了喘振声信号数据，建立了喘振声信号数据库. 从时域、频域和倒谱域多域角度遴选，并提取获得多个增压器喘振声信号特征；采用随机森林算法计算了各特征对喘振的贡献度，选择核心贡献度特征组合成一个多域复合特征，作为喘振声信号敏感特征用于增压器喘振识别. 利用支持向量机建立喘振识别模型，以识别准确率为目标，应用鲸鱼优化算法优化支持向量机核函数系数. 通过增压器台架试验获得多组声信号，求解声信号多域复合特征，以此验证喘振识别模型的准确性，模型识别准确率可达 99%以上.

关键词：涡轮增压器；喘振识别；声信号；鲸鱼优化算法
中图分类号：TK477　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1000-0909(2025)03-0279-09

Turbocharger surge identification based on compound features of acoustic signals across multiple domains

Zhang Shuhan[1,2]，Li Xin[3]，Liu Hai[1,2]，Liu Fang[1,2]，Ma Lei[3]，Hao Xiaojing[3]
（1. School of Mechanical Engineering，Hebei University of Technology，Tianjin 300130，China；2. Tianjin Key Laboratory of Power Transmission and Safety Technology for New Energy Vehicles，Tianjin 300130，China；3. China North Engine Research Institute，Tianjin 300400，China）

Abstract：A turbocharger surge identification method based on multi-domain composite features of non-intrusive acoustic signals was proposed on a turbocharged diesel engine. Firstly，the data of surge acoustic signals were collected and relevant database was established through the turbocharger surge reproduction experiment. Then，multiple features were selected and extracted from the time，frequency and cepstrum domains. The contribution of each feature to the wheezing was calculated using the random forest algorithm，and the core contributing features were selected and combined into a multi-domain composite feature，which was used as the sensitive feature of the wheezing acoustic signals for the identification of the turbocharger wheezing. Furthermore，the support vector machine was used to establish a model for the identification of the wheezing，and the whale optimization algorithm was applied to optimize the coefficients of the kernel function of the support vector machine with the objective of the identification accuracy. Finally，multiple acoustic signals were obtained through the turbocharger bench test，and the multi-domain composite features of the acoustic signals were solved to verify the accuracy of the model. The results show that the accuracy of the model can reach more than 99%.

Keywords：turbocharger；surge identification；acoustic signals；whale optimization algorithm

为提高发动机的燃烧效率和动力性能，采用涡轮增压器增加发动机进气密度的方式在车用发动机领域得到了广泛的应用[1]. 但涡轮增压器在运行过程中会受到外界因素的影响，使其偏离稳定的运行状态进

收稿日期：2024-09-27；**修回日期**：2025-01-28.
基金项目：柴油机增压技术重点实验室基金资助项目(6142212230305).
作者简介：张书焓，硕士研究生，1131716409@qq.com.
通信作者：刘　海，博士，副教授，liuhai@hebut.edu.cn.

入到失稳状态，从而导致增压器的运行性能大幅度降低. 喘振是一类危害性极大的流动不稳定状态，它是在更小的流量状态下，由旋转失速发展形成的一种系统周期性的轴向低频大幅值的气流震荡现象[2]. 这种低频率、高振幅的气流振荡会产生很大的激振力，不仅影响到增压器的流量范围和工作效率，还直接影响其安全性和可靠性[3]，所以在任何状态下都不允许增压器进入喘振区工作. 通过在增压器发生喘振的早期，及时准确地识别出喘振，并采取相应的措施退出喘振，从而避免出现发动机停车、叶片断裂等严重事故. 近年来，国内外学者在研究喘振现象及其先兆特征时，利用高精度和高灵敏度的传感器对喘振过程中所涉及到的物理现象进行有效测量，如压力、温度、流量、振动及噪声等在喘振发生时均会出现大幅度变化[4]. 将增压器喘振作为研究对象，采集增压器的压力、温度、流量和振动等信号并进行分析，提取喘振信号特征，从而实现增压器喘振识别. 喘振会引起增压器压气机出口压力的显著变化，表现为气流在叶轮处的分离和倒流，导致压力瞬时降低和恢复. 因此，大多数学者依赖于压气机出口的压力变化来识别喘振. Zheng 等[5]对涡轮增压器的喘振和失速进行了研究，发现在不同的转速下，压力信号振荡周期的变化规律不同. 严潇等[6]采用压力信号的脉冲计数法进行喘振自动识别. 雷杰等[7]通过测量和计算压气机出口脉动压力变化率实时检测喘振的发生. 刘雁等[8]采用压气机出口动态压力的多重分形谱参数来对初期喘振进行识别和预测. 王睿等[9]采用快速傅里叶变换分析压力信号的频域特征，以找到能够表征喘振的特征，进而确定喘振工况点. 陈明等[10]利用改进的方差法对动态压力信号进行预处理和计算，从而实现增压器喘振检测.

由于压力传感器属于侵入式传感器，其安装在出气口管道内部，会干扰内部气流流场，并会影响增压器整体结构完整性，实际工程应用难度较大[11]. 为解决这一问题，研究者们尝试使用非侵入式传感器来捕捉喘振特征信号. 非侵入式传感器的优点在于无需改变设备的原有设计，既不会影响增压器的性能，又能有效地实现特征信号的采集. Liu 等[12]选定温度信号的标准差作为喘振发生的判断依据. Ponti 等[13]通过对加速度计信号的处理来获取瞬时涡轮增压器转速，用非定常流动引起的瞬时转速变化幅度评估增压器状态. 当增压器喘振发生时，会产生异常的振动和声学现象. Kabral 等[14]提出了一种基于全声双端口模型的增压器失速和喘振起始研究方法. 杜军等[15]通过在压气机进气口壁面设置声压传感器，并应用能量比方法对不同换算转速下的增压器喘振故障进行诊断. 李泽芃等[16]提出了基于麦克风声阵列信号的航空发动机风扇先兆特征识别方法，通过对特征频率和声模态谱的监测来实现喘振预警. 闫思齐等[11]将声压信号作为测量对象，采用小波低频重构声压信号的方法实现了喘振信号的提取与识别. Sandoval 等[17]通过对振动信号和噪声信号进行监测和分析来表征增压器运行过程中的故障. 声信号中包含了大量关于增压器工作状态的信息，利用声信号能够准确识别出增压器喘振现象. 同时利用非接触声信号测量技术，不影响设备的正常运行，对极端环境具有良好的适应性和可靠性，相比其他技术具有明显优势.

综上所述，通过声信号进行增压器喘振识别是未来主要研究方向. 利用声信号的相关特性进行增压器喘振识别，不仅可减少对系统的干扰，而且可能提高识别的准确性和效率，具有重要的研究意义. 笔者提出了一种基于声信号的涡轮增压器喘振识别模型，通过提取声信号的多域复合特征，将各域特征优势互补来增强模型的鲁棒性和识别准确性. 通过随机森林算法对各特征在喘振识别中的贡献度进行排名，选取贡献度值靠前的几个特征进行融合，避免可能产生的特征冗余. 利用鲸鱼优化算法优化后的支持向量机，实现对涡轮增压器喘振的快速识别.

1 增压器喘振复现及声信号采集试验

1.1 试验设备

以某型号柴油发动机的离心式涡轮增压器为研究对象，进行增压器喘振声信号的采集工作，其主要技术参数如表 1 所示.

表 1 增压器技术参数

Tab.1 Technical parameters of the turbocharger

参数	数值
设计转速/(r · min^{-1})	40 000 ~ 70 000
压气机叶轮叶片组数	8
压气机叶轮进口直径/mm	90
压气机叶轮出口直径/mm	120
涡轮叶片个数	11
涡轮进口直径/mm	120
涡轮出口直径/mm	110

涡轮增压器在不同工况下的喘振发生条件和信号特征具有差异性，为保证增压器信号采集试验系统具有普适性，搭建增压器喘振复现与采集试验系统，以获取喘振声学信号. 喘振模拟试验在增压器性能试验台上进行，信号采集试验系统主要包括：(1) 喘振复现系统，采用控制压气机出气量的方式对增压器

的喘振状态进行复现. 通过控制压气机背压阀，逐渐减小阀门开度，从而减小压气机出气量，直至增压器出现喘振现象，涡轮增压器喘振复现系统如图 1 所示；(2) 信号采集与分析系统，主要用于采集增压器喘振发生时声音信号，进行信号转换、存储和分析处理，包括数据采集前端、噪声传感器、功率放大器、支架和电子计算机等.

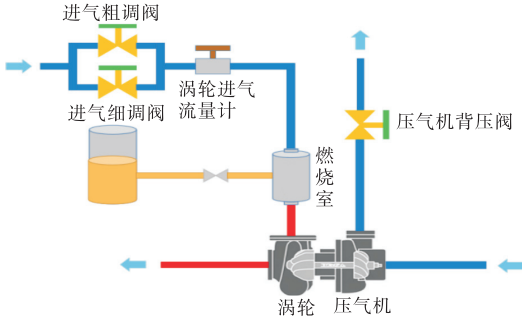


图 1　涡轮增压器喘振复现系统

Fig.1　Turbocharger surge recovery system

1.2　传感器安装位置

首先定义增压器台架坐标系，将增压器安装在试验台架上，规定压气机排气口竖直向上为 X 轴的正方向，轴系上由叶轮轴侧指向涡轮轴侧为 Z 轴正方向，并根据右手定则确定 Y 轴的正方向，具体放置方式如图 2 所示. 图 3 为涡轮增压器声信号采集系统.

在图 3 中，采用噪声传感器进行喘振声信号数据采集，结合增压器台架布置型式与增压器结构特征，在涡轮增压器左前、右前、左右及右后两侧 45° 共 4 个位置上，距离增压器直线 1 m 的位置各布置一个噪声传感器.

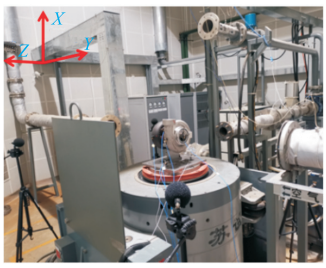


图 2　增压器放置方式

Fig.2　Placement methods of turbocharger

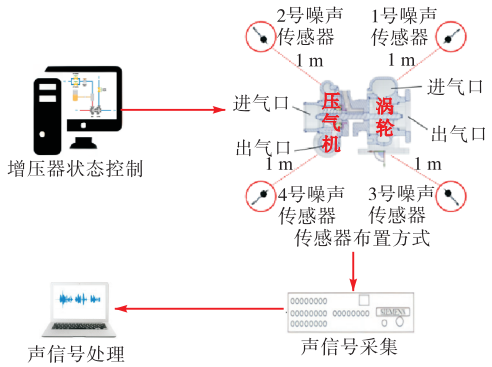


图 3　声信号采集系统示意

Fig.3　Schematic of acoustic signal acquisition system

1.3　试验过程

为研究涡轮增压器喘振状态下的信号变化，实现增压器喘振状态识别，需要对增压器喘振状态下的声音信号进行精确的采集和分析. 试验测试过程具体步骤是：(1) 将增压器安装在专用试验台架上，正确安装传感器，并将传感器与数据采集系统相连；(2) 试验前对各传感器进行标定，麦克风传感器采样频率设置为 25.6 kHz，频率分辨率为 1 Hz；(3) 采用外吹法，用外气源供给压缩空气，经燃烧室加热后直接驱动涡轮，并将转子转速稳定在待测工况转速下，从而进行试验；(4) 将转速稳定在待测工况转速下，采用压气机排气控制阀控制通过压气机的流量，对增压器进行逼喘，通过观察压气机壳体轴向振动信号出现剧烈振荡[18]，并可以听到“滋滋”的声音时，可以判断增压器进入喘振状态，当增压器出现喘振后迅速打开压气机排气阀，以减轻或解除喘振状态；(5) 记录整个过程各个传感器数据，并记录各阶段压气机壳体轴向振动信号发生变化的不同时刻；(6) 按照上述方法，根据工况点的测试要求，对每个工况点连续进行 3 次重复试验，同时将数据完整记录.

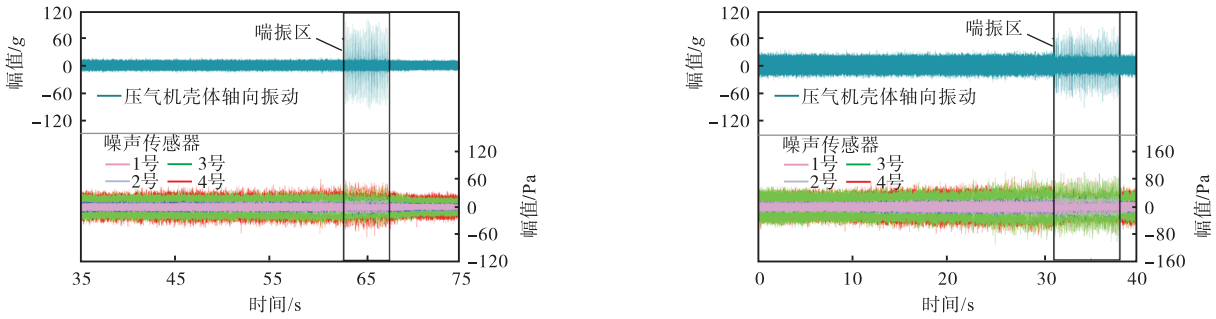
2　喘振声信号数据分析及特征提取

为了实现增压器喘振的识别，需要对喘振声信号进行数据分析和特征提取. 通过比较和分析增压器正常声信号特征和喘振声信号特征之间的差异，找到能够预示喘振发生的先兆声信号特征，进而通过这些声信号特征实现对增压器喘振的识别.

2.1　喘振声信号数据分析

选取涡轮转速在 45 000 r/min 和 55 000 r/min 两种工况下的振动信号和声信号数据进行研究，截取正常状态至喘振状态的部分连续时域频段，通过压气机壳体轴向振动信号出现有规律的剧烈振荡变化来标记出喘振区域[19]，图 4 为两种工况下的时域信号. 当增压器发生喘振时声信号幅值会产生明显的变化，4 号噪声传感器采集到的声信号数据特征更为显著，因而选择 4 号噪声传感器所采集的数据进行后续的处理和分析. 根据试验采集得到的增压器状态和声信号数据绘制增压器噪声分布，如图 5 所示.

声信号的时频图能直观地反映噪声信号的幅值、频率与时间之间的关系. 在不同转速下采集到的喘



（a）45 000 r/min　　（b）55 000 r/min

图 4　两种工况下的时域信号

Fig.4　Time-domain signals for two operating conditions

振声信号时频见图 6. 阶段 1 为逐渐减小压气机背压阀，对增压器进行逼喘，此阶段声信号频率没有发生明显变化；阶段 2 为近喘振区域，可监测到转速一阶频率发生振荡；阶段 3 时可听到明显的“滋滋”声，增压器进入喘振区域，此时频率在低频区域产生明显变化，同时叶轮叶片通过频率（BPF）发生明显振荡.

喘振信号与正常信号低频域信号对比如图 7 所示，喘振信号与正常信号频率在 6、13 和 26 Hz 附近在幅值上存在较大的差异. 因此，认为增压器喘振声信号频率为低频，在进行喘振声信号数据处理和特征提取分析时更加关注低频部分.

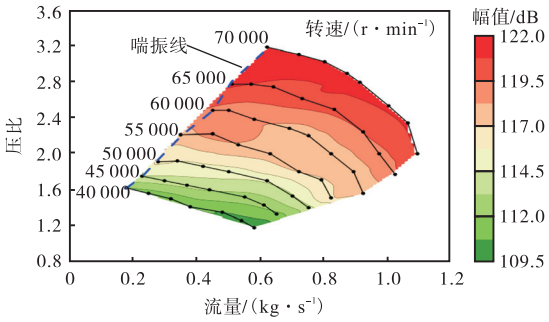
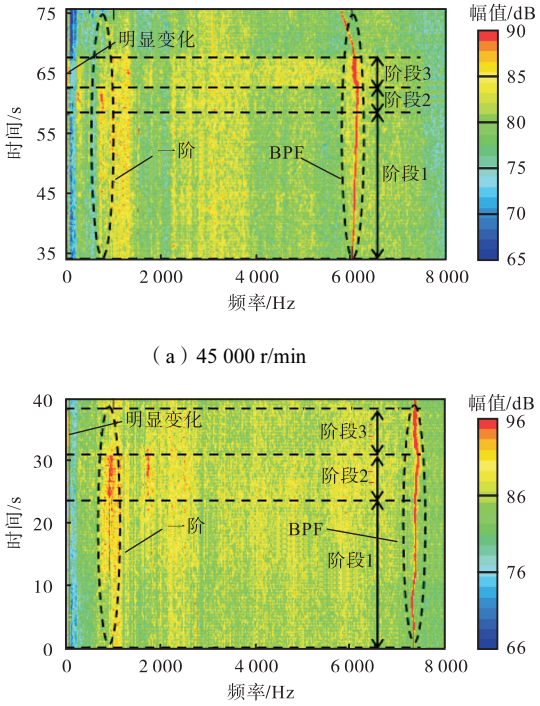


图 5　涡轮增压器噪声分布

Fig.5　Noise distribution of turbocharger

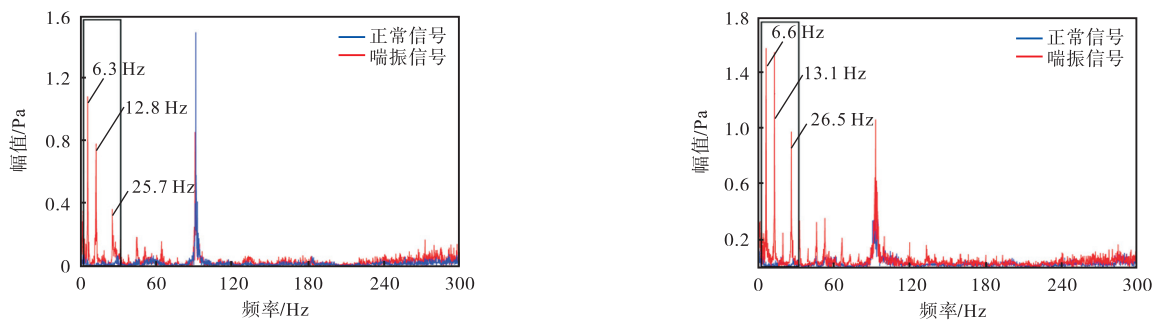


（a）45 000 r/min

（b）55 000 r/min

图 6　两种工况下的喘振时频

Fig.6　Time-frequency diagram of surge for two operating conditions



（a）45 000 r/min　　（b）55 000 r/min

图 7　两种工况下发生喘振前、后频域信号对比

Fig.7　Comparison of frequency-domain signals before and after surge for two operating conditions

2.2　喘振声信号特征提取

2.2.1　降噪处理

为了提取信号中的关键信息，确保输入分类模型中的信号逼近真实信号，需要排除干扰和噪声，提高喘振信号的信噪比. 因此，采用小波阈值去噪对喘振声信号进行降噪处理，小波阈值去噪[20]的原理是通过小波变换将原始喘振信号转换为小波系数，这些系数包含了信号的关键信息，并且噪声的小波系数要小于信号的小波系数，通过选取一个合适的阈值，将大于阈值的信号的小波系数保留，小于阈值的噪声的小波系数置为 0，从而达到去噪的目的.

小波阈值去噪的基本步骤包括：(1) 分解，选定层数为 5 层的 db4 小波基函数对信号进行小波分解；(2) 阈值处理，分解后选取软阈值函数对各层系数进行量化，从而对高频噪声部分进行重置；(3) 重构，通过阈值处理后的小波系数对声信号进行重构，得到降噪处理后的声信号为

$$W_{\mathrm{f}}(x,y)=\frac{1}{\sqrt{x}}\int_{-\infty}^{\infty}f(t)\psi\left(\frac{t-y}{x}\right)\mathrm{d}t \tag{1}$$

式中：$f(t)$ 为待变换处理的声信号；x 为尺度因子；y 为平移因子；$\psi(\frac{t-y}{x})$ 为小波基函数.

2.2.2　多域特征提取

涡轮增压器喘振声信号的敏感特征提取是进行识别的关键，由于喘振是一种复杂的现象，单一特征的识别准确性和可行性较低，因而为提高喘振的识别正确率，研究从多个维度进行特征提取，选取多域复合特征作为增压器喘振的敏感特征来实现喘振的识别工作. 从时域、频域和倒谱域特征中选择多维度特征进行综合分析，并做出喘振判断.

时域信号可直观地展示信号的波动与变化趋势，增压器在出现喘振现象时，声信号的振幅和相位等时域属性发生波动变化. 为了准确地检测和分析增压器的喘振状态，需对声信号进行深入的时域特征提取. 时域特征包括有量纲和量纲为 1 的指标，其中提取的有量纲指标共有 10 个，包括最大值、最小值、平均值、均方根值、方差、标准差、峰值、峰峰值、短时过零率和短时能量. 提取的量纲为 1 指标共有 6 个，包括偏度、峭度、脉冲因子、峰值因子、裕度因子和波形因子.

上述特征中短时过零率[21]是声音时域信号分析中的一种特征参数，其数学意义是每帧信号通过零值的次数. 其计算公式为

$$Z(i)=\frac{1}{2}\sum_{n=0}^{L-1}\left|\mathrm{sgn}\left[y_i(n)\right]-\mathrm{sgn}\left[y_i(n-1)\right]\right| \tag{2}$$

式中：$y_i(n)$ 为分帧后第 i 帧音频第 n 个点的信号幅值；L 为帧长；n 为每帧的点序数；sgn 为符号函数. 短时能量[22]是声音信号强弱程度的度量参数，代表的是信号幅值的变换，是声信号的一个重要时域特征，其计算公式为

$$E(i)=\sum_{n=0}^{L-1}y_i^2(n) \tag{3}$$

式中：E 为短时能量.

频域分析在于分析并获取增压器喘振信号的频率成分及特征. 增压器出现喘振时声信号的频率主要集中在低频范围，在进行频域分析时更加关注低频区域. 通过频域分析对增压器的工作状态做出准确的判断，更容易识别和分离信号有用的频段，提取喘振关键特征. 对声信号 $P(k)$ 的频域特征进行提取，共有 6 个，包括谱峭度、重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差和频率标准差.

梅尔倒谱系数 (MFCC)[23]是音频处理和语音识别中的一种核心特征表示方法，其主要目的是捕获喘振发生时音频信号中的显著特性，它能更为精确地区分喘振与正常工作状态下的声音特征. 对增压器喘振声信号的 MFCC 特征进行提取，首先对声信号进行预处理并使用傅里叶变换从时域转到频域，然后通过梅尔 (Mel) 滤波器组模拟人耳的非线性听觉特性，得到梅尔频率，最后对梅尔频率滤波器的输出应用离散余弦变换，将其从频域转换到倒谱域得到 MFCC. MFCC 特征的计算公式为

$$\mathrm{MFCC}_i(n)=\sqrt{\frac{2}{H}}\sum_{h=0}^{H-1}\lg\left[S(i,h)\right]\cos\left(\frac{\pi n(2h-1)}{2H}\right) \tag{4}$$

式中：S 为 Mel 滤波器能量；i 为帧序数；h 为 Mel 滤波器 (共有 H 个) 的序数；n 为离散余弦变换后的谱线；滤波器组的个数 H 和临界带的个数需相近，一般为 22 ~ 26，取 $H=26$[21].

在离散余弦变换中，低阶系数捕获了信号的大部分能量. 这些低阶系数通常描述信号的整体特征，而高阶系数更多地关注细节和局部特性. 在语音处理中，低阶的 MFCC 系数对语音识别等任务更重要. 为实现优化并降低评价维度，选择前 13 阶 MFCC 系数作为增压器喘振识别的 13 维倒谱域特征.

为了准确识别涡轮增压器的喘振现象，选取了一系列时域、频域和倒谱域特征，共 35 维多域复合特征. 将降噪后的声信号进行分帧和加窗处理，每帧长设置为 200 ms，帧移设置为 50 ms，为确保信号的平滑性和连续性，采用汉明窗函数进行加窗处理. 在每

一帧声信号中，计算时域、频域和倒谱域综合特征，获取喘振信号的多域复合特性. 通过对比分析增压器在正常与喘振状态下的信号特征值，从而揭示两种状态的声学差异.

2.2.3 多域特征优选

涡轮增压器声信号的初始特征集包含多域特征，能全面地揭示原始信号的特征信息，但其中也存在大量冗余信息，不仅影响判断的正确率，也增加了数据的复杂性. 为提高计算效率，去除冗余信息，避免“维数灾难”，需要对高维的初始特征集进行降维处理. 特征选择是从原始特征中选择出部分重要特征进行分类模型的训练，可以明确揭示各特征对模型预测的影响规律，采用随机森林（RF）的方法对声信号初始特征集进行降维[24].

RF 是一种集成学习方法，通过构建多个决策树来计算单个特征变量的重要性. RF 采用装袋方法从原始特征数据集中随机有放回地抽取样本，然后对每个重抽样样本采用节点随机分裂技术构造多棵决策树，最后将多棵决策树组合，并通过投票得出最终预测结果. 在抽取样本过程中约有 1/3 的数据未被使用，这部分未被利用的数据称为袋外数据（OOB）. 每一颗决策树都可以利用其对应的 OOB 样本来评估其预测性能，计算各特征重要程度指标，即平均精度下降（MDA），基于 MDA 指标可进行特征优选[25]. 具体流程为：设有 M 个增压器声信号样本 (F_j, y_j)，其中：F_j 表示增压器的 35 维多域复合特征；y_j 为输出增压器状态类别；$j = 1, 2, \cdots, M$. 在计算每个增压器喘振声信号特征 F_j 的重要度时，利用一颗决策树 i 作为初始点，计算袋外数据误差，记为 $\mathrm{OOB}_{\mathrm{error}_i}$；然后将袋外数据中的故障特征的值重排并保持其他喘振特征不变，得到新的袋外数据集合，再计算新的袋外数据误差，记为 $\mathrm{OOB}'_{\mathrm{error}_i}$；计算每颗决策树对应的 MDA 值并求平均值，得到特征 F_j 的重要度，若有 N 颗决策树，则各特征的重要度计算表达式为

$$\mathrm{MDA}\left(F_j\right)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\mathrm{OOB}'_{\mathrm{error}_i}-\mathrm{OOB}_{\mathrm{error}_i}\right) \tag{5}$$

在涡轮增压器喘振识别中，利用 RF 计算多域原始特征集中各特征的 MDA，特征 MDA 值越大，代表该特征重要程度越高. 因此，根据 MDA 值对各特征进行贡献度排序，筛选能够有效识别增压器喘振的特征，构建多域复合特征，从而实现多域特征降维.

3 涡轮增压器喘振自动识别模型构建及验证

3.1 支持向量机分类模型

完成数据处理、多域复合特征提取和原始特征数据集降维后，需要对其进一步进行有效分类. 增压器喘振识别属于二分类问题，经过筛选，选择支持向量机（SVM）对数据进行分类，并建立分类模型. SVM 是一种有监督学习模型，可以处理线性和非线性问题，在解决小样本、非线性和高维化等问题具备优良的性能，广泛应用于故障诊断和预测等领域[26]. 因此，采用 SVM 模型对增压器的状态进行分类和预测，从而判断是否发生喘振现象.

处理非线性分类问题时，SVM 通过引入核函数将原始数据映射到高维空间[27]，使数据在新空间中可线性分割. 在这个高维空间内进行最优化处理，寻找间隔最大的超平面，从而实现最佳分类效果. 对于增压器喘振声信号训练数据集有

$$T=\left\{\left(x_1, y_1\right),\left(x_2, y_2\right),\cdots,\left(x_m, y_m\right)\right\} \tag{6}$$

式中：x_i 为输入声信号特征样本数据；y_i 为输出增压器状态类别；m 为训练集样本数量；T 为声信号训练数据集.

通过核函数延伸至多维空间时，求解最优分类超平面 Q 的问题转换成求解以下数学公式的对偶二次优化问题，即

$$Q=\min_{\lambda}\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\lambda_i\lambda_j y_i y_j K\left(x_i, x_j\right)-\sum_{i=1}^{m}\lambda_i \tag{7}$$

$$\text{s.t.}\sum_{i=1}^{m}\lambda_i y_i=0 \quad \left(0\leqslant\lambda_i\leqslant C\right) \tag{8}$$

式中：C 为惩罚系数；λ 为拉格朗日乘子；$K(x_i, x_j)$ 为核函数.

由于增压器喘振特征数据集为高维非线性特征，选择高斯核函数，这包括惩罚系数 C 和核函数影响系数 γ. 为了使模型的适应度更好，需要对这两个参数进行优化. 在优化过程中，采用了鲸鱼优化算法来寻找最优的参数值.

3.2 鲸鱼优化算法模型

鲸鱼优化算法（WOA）[28]是一种模拟鲸鱼捕食行为的优化算法，主要用于解决连续优化问题. WOA 的主要思想是模拟座头鲸特有的搜索方法和围捕机制，包括对猎物的追踪、包围和攻击.

3.2.1 围捕猎物阶段

在 WOA 算法中，假设最优解等同于“猎物”的位置. 鲸鱼个体确定猎物的位置后调整自身方向并朝其靠近，同时更新自身位置. 位置方程为

$$\boldsymbol{D}=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{9}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{A}\boldsymbol{D} \tag{10}$$

$$\boldsymbol{A}=2\boldsymbol{a}\boldsymbol{r}-\boldsymbol{a} \tag{11}$$

$$\boldsymbol{C}=2\boldsymbol{r} \tag{12}$$

式中：t 为当前迭代次数；$\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{D}$ 为系数向量；$\boldsymbol{X}^*(t)$ 为目前为止最优解的位置向量；$\boldsymbol{X}(t)$ 为当前解的位置向量；$\boldsymbol{a}$ 在迭代过程中从 2 线性的下降至 0；$\boldsymbol{r}$ 为 (0, 1) 之间的随机向量.

3.2.2　气泡攻击阶段

座头鲸的气泡攻击行为主要包括收缩包围机制和螺旋更新位置两种方法. 根据座头鲸的狩猎行为，它以螺旋运动游向猎物，建立的数学模型为

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{D}'\cdot \mathrm{e}^{bl}\cdot\cos(2\pi l)+\boldsymbol{X}^*(t) \tag{13}$$

$$\boldsymbol{D}'=\left|\boldsymbol{X}'(t)-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{D}'$ 为第 i 头鲸鱼与猎物之间距离；b 为常数，用来定义螺旋线的形状；l 为 (−1, 1) 间的随机数.

鲸鱼以螺旋形状游向猎物的同时还要收缩包围圈，假设有 P_i 的概率选择收缩包围机制和 $1-P_i$ 的概率选择螺旋模型来更新位置，数学模型为

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\begin{cases}\boldsymbol{X}^*(t)-\boldsymbol{AD} & (p<P_i)\\ \boldsymbol{D}'\cdot \mathrm{e}^{bl}\cdot\cos(2\pi l)+\boldsymbol{X}^*(t) & (p\geqslant P_i)\end{cases} \tag{15}$$

式中：P 为 (0, 1) 之间的随机数；P_i 为 0.5.

3.2.3　搜索猎物阶段

在搜索猎物时，鲸鱼会在搜索空间中随机移动，寻找新的可能的解，其数学模型为

$$\boldsymbol{D}=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_{\mathrm{rand}}(t)-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{16}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}_{\mathrm{rand}}(t)-\boldsymbol{AD} \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\mathrm{rand}}$ 为随机选中的鲸鱼个体的位置向量.

鲸鱼优化算法能够在全局范围内进行搜索，并且能够在搜索过程中保持多样性，从而避免陷入局部最优解. 这使得它在处理一些复杂的优化问题时具有很好的性能. 通过此算法，找到最优的 C 和 γ 值，从而优化 SVM 模型的性能.

3.3　基于 WOA-SVM 的分类模型

为提高涡轮增压器喘振识别的准确性，建立了 WOA-SVM 分类模型，具体流程是：(1) 初始化 SVM 的参数 C 和 γ 值，并作为 WOA 中鲸鱼的初始位置向量，同时设定 WOA 的搜索空间 (C 和 γ 取值范围)、鲸鱼的数量和最大迭代次数等；(2) 在每次迭代中，计算种群中鲸鱼个体 (即每组参数 C 和 γ) 的适应度；根据 WOA 的围捕策略更新鲸鱼位置，即更新参数 C 和 γ 值；在每次迭代结束后，选择适应度最高的参数 C 和 γ 值，并将其作为当前的最优解；(3) 若未满足迭代次数或最小适应度，返回步骤 (2) 进行下一次迭代；若达到了预设的最大迭代次数，或最优解在连续若干次迭代中没有明显改进，则停止迭代；(4) 使用找到的最优参数 C 和 γ，训练 SVM 模型；用训练好的 SVM 模型在测试集上进行预测，评估模型的分类性能.

基于 WOA-SVM 分类模型的涡轮增压器喘振识别流程如图 8 所示.

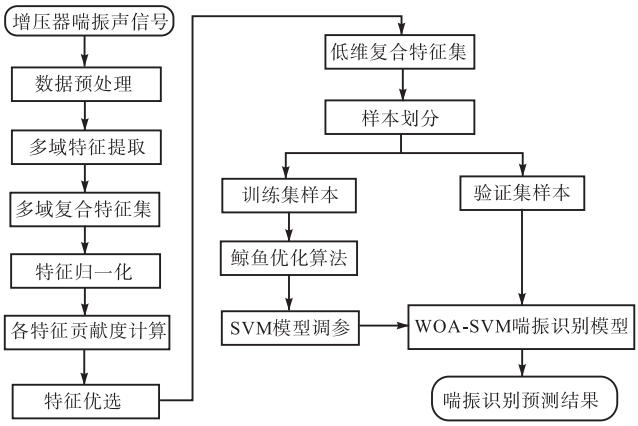


图 8　喘振识别流程示意

Fig.8　Surge identification process

3.4　模型验证分析

根据增压器喘振声信号采集平台采集的声信号数据集，对喘振识别模型进行验证分析研究. 为保证模型的准确性，选择 40 000、45 000、50 000、55 000 和 60 000 r/min 工况下的增压器正常状态和喘振状态下声信号数据各 200 个样本，总共有 2 000 个样本进行模型训练. 为了验证分析的准确性和模型的泛化能力，将这 2 000 个样本进行划分，其中 70% 的样本用于训练，剩下的 30% 的样本用于验证.

根据上述增压器喘振识别流程对试验采集得到的增压器喘振声信号数据进行分析. 计算增压器喘振声信号的多域特征，得到多域初始特征集. 通过使用 RF 模型进行特征选择，计算各特征对于喘振识别的 MDA 值. 为避免偶然性，进行 50 次 RF 特征贡献度计算，取 50 次各特征的贡献度计算平均值. 为找到多域复合特征组合的特征个数，根据特征贡献度排名，从高到低依次递增多域复合特征个数进行组合，并输入到模型中来进行喘振识别. 各特征贡献度与不同个数多域复合特征组合的识别准确率曲线如图 9 所示. 通过分析不同个数多域复合特征的识别准确率可知，当多域复合特征组合的特征个数达到 8 个时，喘振识别准确率最大，同时喘振识别准确率趋于稳定. 为避免冗余特征的影响，选择前 8 个特征进行组合作为增压器喘振识别的一个多域复合特征，多域复合特征的维数从 35 维降至 8 维. 图 9 中前 8 个特征的编号与其对应的特征如表 2 所示.

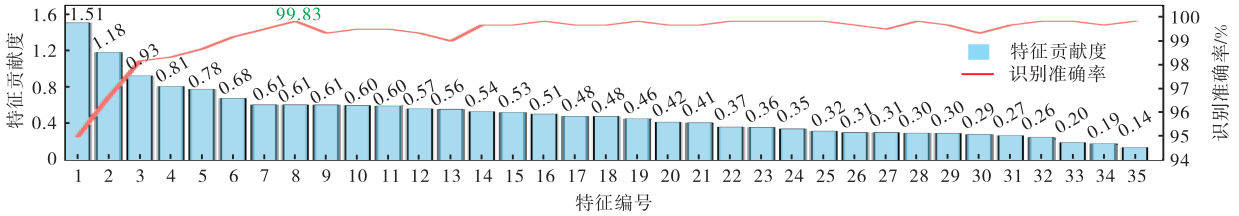


图 9　特征贡献度及不同个数特征组合的识别准确率

Fig.9　Feature contribution and recognition accuracy of different number of feature combinations

表 2　多域复合特征组成

Tab.2　Composition of multi-domain composite features

编号	特征	编号	特征
1	频率标准差	5	梅尔频率倒谱系数(第二阶)
2	频率方差	6	均方根频率
3	波形因子	7	峭度
4	谱峭度	8	方差

在 WOA-SVM 模型中，利用测试集对模型进行训练，通过 WOA 模型进行参数优化，鲸鱼种群数设置为 5，迭代次数为 50. 适应度值随着迭代次数的增长逐渐降低，表示优化过程正在朝着期望的方向进行，在经过 8 次迭代后，适应度值趋于稳定，得到最优参数值.

将优化后的参数 C 和 γ 应用到 SVM 模型中，得到训练完毕的增压器喘振识别模型. 使用验证集样本对模型进行验证，得到验证集样本的预测结果如图 10 所示. 将训练好的模型用于验证集验证后的结果的正确率达到 99.8%. 为验证基于声信号多域复合特征的喘振识别模型的优势，通过引入单域融合特征集作为喘振特征集，并使用相同的模型进行喘振识别，计算预测结果的准确率. 为保证对比的公平性，根据各特征贡献度，采用等量的特征进行融合得到复合特征集. 得到的对比结果如表 3 所示.

由表 3 可知，基于声信号多域复合特征的 WOA-SVM 喘振识别模型精度更高，喘振识别效果最好. 因此，所构建的基于声信号多域复合特征的 WOA-SVM 涡轮增压器喘振模型具有很高的准确性

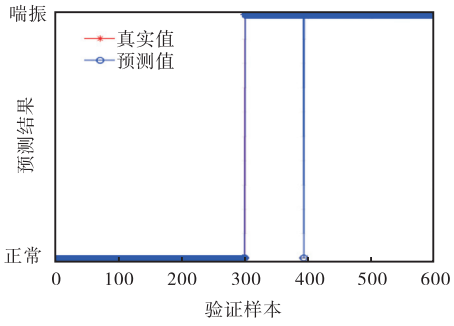


图 10　验证集样本的预测结果

Fig.10　Prediction results of the validation set samples

与泛化性，能够用于增压器喘振的识别和预测，通过实时获取增压器喘振信号，计算求解喘振多域复合特征评价特征，对喘振进行实时快速判断，方可有效预测喘振发生.

表 3　不同特征组合预测对比结果

Tab.3　Comparison results of predictions for different feature combinations

特征组合	特征个数	准确率/%
时域特征	1	84.88
时域融合特征	8	93.61
频域特征	1	95.00
频域融合特征	6	96.44
梅尔倒谱域特征	1	81.39
梅尔倒谱域融合特征	8	93.02
多域复合特征	8	99.83

4　结　论

针对涡轮增压器喘振问题，以某型柴油发动机涡轮增压器为研究对象，开展基于非侵入式的声信号的增压器喘振识别和声信号采集试验，通过增压器喘振复现，采集得到喘振声信号数据. 对采集到的数据进行预处理，提取喘振声信号多域特征及其变化规律，通过特征选择和特征融合的方法，实现了增压器喘振声信号敏感特征有效提取. 利用机器学习的方法建立了喘振识别模型，通过不断训练和优化，提高模型识别的准确率，最终实现涡轮增压器喘振状态的识别. 主要结论如下：

(1) 根据特征贡献度排名，依次递增多域复合特征个数进行喘振识别时，发现当多域复合特征的个数为 8 时，喘振识别的准确率最大，多域复合特征的维数从 35 维降至 8 维；喘振识别贡献度排名前 8 位依次是频率标准差、频率方差、波形因子、谱峭度、梅尔频率倒谱系数(第二阶)、均方根频率、峭度和方差，由此组合成的多域复合特征用于增压器喘振识别.

(2) 提出了一种基于声信号多域复合特征的 WOA-SVM 增压器喘振识别模型，模型识别准确率达 99.8%；通过对比声信号不同评价特征组合，验证了基于声信号多域复合特征 WOA-SVM 喘振识别模

型在准确性和泛化性方面的优越性.

参考文献：

[1] 秦励伟，刘贵升，盆义红，等. 气动激励下的涡轮增压器整机振动分析与试验[J]. 内燃机学报，2024，42(2)：161-168.

[2] 孙立臣，席光，武耀族. 高速离心式压气机喘振特性的实验与数值模拟研究[J]. 工程热物理学报，2023，44(6)：1519-1527.

[3] 马超，朱智富，王桂华，等. 喘振发生前车用涡轮增压器离心压气机非稳态流动分析[J]. 内燃机学报，2011，29(1)：72-77.

[4] Zhang H，Yang C，Zhao B，et al. Experimental investigation of characteristics of instability evolution in a centrifugal compressor[J]. Chinese Journal of Aeronautics，2023，36(4)：174-189.

[5] Zheng X，Sun Z，Kawakubo T，et al. Experimental investigation of surge and stall in a turbocharger centrifugal compressor with a vaned diffuser[J]. Experimental Thermal and Fluid Science，2017，82：493-506.

[6] 严潇，张志强，闫学明. 一种涡轮增压器离心式压气机喘振自动识别算法[J]. 车辆与动力技术，2017(4)：7-11.

[7] 雷杰，房剑锋，雷晓波. 基于脉动压力变化率的航空发动机喘振检测方法[J]. 燃气涡轮试验与研究，2019，32(2)：1-6.

[8] 刘雁，高宽，何浩，等. 基于多重分形的离心压缩机出口动态压力非线性特征研究及其在喘振识别中的应用[J]. 振动与冲击，2021，40(1)：205-211，242.

[9] 王睿，李健伟，赵强，等. 某工业用离心式压缩机失速和喘振识别试验研究[J]. 风机技术，2022，64(5)：38-45.

[10] 陈明，张志强. 基于改进方差法的压气机喘振在线检测[J]. 车用发动机，2022(6)：84-89.

[11] 闫思齐，张赟，李本威，等. 基于声压信号的某型涡轴发动机喘振识别[J]. 航空动力学报，2023，39(1)：1-8.

[12] Liu A X，Zheng X Q. Methods of surge point judgment for compressor experiments[J]. Experimental Thermal and Fluid Science，2013，51(1)：204-213.

[13] Ponti F，Ravaglioli V，Corti E，et al. Non-intrusive methodology for estimation of speed fluctuations in automotive turbochargers under unsteady flow conditions[J]. SAE International Journal of Engines，2014，7(3)：1414-1421.

[14] Kabral R，Åbom M. Investigation of turbocharger compressor surge inception by means of an acoustic two-port model[J]. Journal of Sound and Vibration，2018，412：270-286.

[15] 杜军，文璧，刘元是. 轴流压气机喘振状态下的声学特征及诊断方法[J]. 燃气涡轮试验与研究，2020，33(5)：33-37.

[16] 李泽芃，乔百杰，文璧，等. 基于声阵列信号的风扇喘振先兆特征识别[J]. 航空动力学报，2021，36(5)：923-934.

[17] Sandoval O R，Machado L H J，Hanriot V M，et al. Acoustic and vibration analysis of a turbocharger centrifugal compressor failure[J]. Engineering Failure Analysis，2022，139：106447.

[18] 贺云南，刘镇，秦建文. 利用振动信号诊断废气涡轮增压器喘振故障[J]. 海军工程大学学报，2000，12(6)：79-81，102.

[19] Gao Z，Liu S，Wang H，et al. Experimental investigation of characteristic frequency in compressor surge of a turbocharger[J]. Noise Control Engineering Journal，2017，65(6)：611-617.

[20] Zhang J，Lin J，Li X，et al. ECG signals denoising method based on improved wavelet threshold algorithm[C]// 2016 IEEE Advanced Information Management，Communicates，Electronic and Automation Control Conference(IMCEC)，Xi'an，China，2016：1779-1784.

[21] 孙启涛，罗智孙，梁好，等. 基于多尺度特征提取的风机音频信号故障诊断方法研究[J]. 机电工程，2023，40(1)：39-46.

[22] 陈剑，徐庭亮，黄志，等. 基于声信号的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击，2023，42(21)：237-244.

[23] Yao P，Wang J，Zhang F，et al. Intelligent rolling bearing imbalanced fault diagnosis based on Mel-frequency cepstrum coefficient and convolutional neural networks[J]. Measurement，2022，205：112143.

[24] Yu M，Niu D，Gao T，et al. A novel framework for ultra-short-term interval wind power prediction based on RF-WOA-VMD and BiGRU optimized by the attention mechanism[J]. Energy，2023，269：126738.

[25] 何坤敏，王霄，杨靖，等. 基于 RF 特征优选和 WOA-ELM 的风电齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量技术，2023，46(5)：57-64.

[26] Cortes C，Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning，1995，20：273-297.

[27] 王志坚，王秀雷，赵康荏，等. 国Ⅵ重型柴油机 NO_x 排放故障诊断算法研究[J]. 内燃机学报，2023，41(3)：238-246.

[28] Mirjalili S，Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software，2016，95：51-67.