

分类号: TH165+.3

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210120126



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 滚动轴承性能退化轨迹跟踪

方法研究

论 文 作 者 孟庆洋

校 内 导 师 陈玉 副教授

校 外 导 师 涂志健 工程师

专业学位类别 机械

研究方向 (领域) 智能制造

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

分类号：TH165+.3

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210120126

安徽工程大学

滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究

RESEARCH ON THE METHOD OF TRACKING THE PERFORMANCE DEGRADATION TRAJECTORY OF ROLLING BEARINGS

学生姓名：	孟庆洋
校内导师：	陈玉 副教授
校外导师：	涂志健 工程师
专业（领域）：	机械
研究方向（领域）：	智能制造
论文答辩日期：	2024.05.24

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：孟欣洋

日期：2024 年 5 月 31 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：孟欣洋

日期：2024年5月31日

指导教师签名：陈玉

日期：2024年5月31日

滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究

摘要

滚动轴承作为旋转机械的关键部件，其性能状态对旋转机械的稳定性和安全性至关重要，但是其性能退化在实际运行中难以避免，退化严重时不仅影响机械设备正常运行，还可能导致企业产生重大经济损失与安全风险。因此，开展滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究，对实现滚动轴承早期故障监测与预防性维护具有重要理论意义和应用价值，不仅可以提高生产的连续性和安全性，还能有效降低维护成本，对智能制造发展起一定支撑作用。

针对滚动轴承原始振动信号中存在大量噪声，且轴承脉冲式故障信号滤波降噪困难，影响性能退化特征提取效果；基于高维特征对滚动轴承性能退化轨迹进行评估时，特征评价和特征筛选不足导致特征冗余，甚至存在大量无效特征，影响评估效果；构建的性能退化轨迹跟踪模型复杂、过程繁琐，导致跟踪效果不佳等问题。本文以实现滚动轴承性能退化轨迹跟踪为研究目标，围绕振动信号的滤波降噪、特征评价与筛选、性能退化轨迹跟踪等内容展开研究。

滚动轴承振动信号滤波降噪方法研究。针对脉冲式轴承振动信号噪声干扰严重，滤波降噪困难，影响特征提取效果等问题，提出了一种基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波方法，应用改进的 Morlet 小波对滚动轴承振动信号进行滤波降噪，并结合海洋捕食者算法(Marine Predator Algorithm, MPA)实现滤波参数最优化设置，

以香农熵作为滤波效果评估指标，实现了滚动轴承信号滤波效果量化分析。实验结果表明，该方法有效完成了滚动轴承振动信号噪声滤除，为后续性能退化特征提取提供了坚实的数据支撑。

滚动轴承性能退化特征优选方法研究。针对高维特征中存在大量冗余和无效特征，影响评估效果等问题，通过综合考虑相关性指标、单调性指标、可分性指标和鲁棒性指标，提出了一种新的性能退化特征子集优选方法。在滤波后的振动信号中提取初始特征，利用特征子集优选方法对初始特征进行特征筛选。实验结果表明，特征子集优选方法可以有效去除大量无效特征和冗余特征，保留了对轴承性能退化有显著影响的特征，提高了特征质量，为后续滚动轴承性能退化轨迹跟踪研究奠定了基础。

滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究。针对滚动轴承性能退化轨迹跟踪模型复杂，跟踪效果不佳等问题，提出了一种基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和欧式距离的滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法，该方法利用 PCA 对特征优选后的特征子集进行降维处理，并将处理后的特征与欧式距离相结合构建了一种退化轨迹跟踪指标，有效跟踪轴承的性能退化过程。实验结果表明，该方法具有更早故障识别能力、更高的故障识别准确性以及更加细致的性能退化轨迹过程。

关键词：滚动轴承，退化轨迹跟踪，Morlet 小波，特征优选，欧氏距离

RESEARCH ON THE METHOD OF TRACKING THE PERFORMANCE DEGRADATION TRAJECTORY OF ROLLING BEARINGS

ABSTRACT

Rolling bearing as a key component of rotating machinery, its performance status is critical to the stability and safety of rotating machinery, but its performance degradation is difficult to avoid in actual operation, degradation is serious not only affect the normal operation of machinery and equipment, but also may lead to the enterprise to produce significant economic losses and security risks. Therefore, to carry out the rolling bearing performance degradation trajectory tracking method research, to realize the rolling bearing early fault monitoring and preventive maintenance has an important theoretical significance and application value, not only can improve the continuity and safety of production, but also effectively reduce the maintenance cost, the development of intelligent manufacturing to play a certain supporting role.

The original vibration signals of rolling bearings are fraught with substantial noise, making it challenging to filter and denoise pulse-like fault signals, which affects the effectiveness of performance degradation

feature extraction. When the performance degradation trajectory of rolling bearings is evaluated based on high-dimensional features, feature evaluation and feature screening are insufficient, resulting in feature redundancy and even the existence of a large number of invalid features, which affects the evaluation effect. Furthermore, the performance degradation trajectory tracking model constructed is complicated and the process is cumbersome, resulting in poor tracking effect and other problems. This article aims to achieve effective tracking of the performance degradation trajectories of rolling bearings, focusing on research regarding the filtering and denoising of vibration signals, feature evaluation and selection, and the tracking of performance degradation trajectories.

Research on rolling bearing vibration signal filtering and noise reduction method. Aiming at the problems of serious noise interference of pulsed bearing vibration signal, difficult filtering and noise reduction, and affecting the effect of feature extraction, a rolling bearing vibration signal filtering method based on improved Morlet wavelet is proposed. The improved Morlet wavelet is applied to filter and noise reduction of rolling bearing vibration signal, and combined with Marine Predator Algorithm (MPA) to realize the optimization of filtering parameters. The Shannon entropy is used as the filtering effect evaluation index to realize the quantitative analysis of the filtering effect of the rolling bearing signal. The

experimental results show that the method effectively completes the noise filtering of rolling bearing vibration signal and provides solid data support for the subsequent performance degradation feature extraction.

Research on the optimization method of rolling bearing performance degradation features. Aiming at the problems such as the existence of a large number of redundant and invalid features in high-dimensional features, which affects the evaluation effect. By comprehensively considering the relevance index, monotonicity index, divisibility index and robustness index, a new performance degradation feature subset optimization method is proposed. Initial features are extracted from the filtered vibration signals, and feature screening is performed on the initial features using the feature subset optimization method. The experimental results show that the feature subset selection method can effectively remove a large number of invalid features and redundant features, retain the features that have a significant impact on the bearing performance degradation, improve the quality of the features, and lay a foundation for the subsequent research on the trajectory tracking of rolling bearing performance degradation.

Research on rolling bearing performance degradation trajectory tracking method. Aiming at the problems of complexity of rolling bearing performance degradation trajectory tracking model and poor tracking effect, a rolling bearing performance degradation trajectory tracking

method based on Principal Component Analysis (PCA) and Euclidean distance is proposed. The method utilizes PCA to perform dimensionality reduction on the feature subset after feature optimization, and combines the processed features with Euclidean distance to construct a degradation trajectory tracking index, which effectively tracks the performance degradation process of the bearing. The experimental results show that the method has earlier fault identification capability, higher fault identification accuracy and more detailed performance degradation trajectory process.

KEY WORDS: rolling bearings, degradation trajectory tracking, Morlet wavelet, feature selection, Euclidean distance

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题来源	1
1.2 研究背景及意义.....	1
1.3 国内外研究现状.....	2
1.3.1 滚动轴承振动信号滤波降噪研究现状.....	2
1.3.2 滚动轴承性能退化特征优选方法研究现状.....	4
1.3.3 滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究现状.....	6
1.4 主要研究内容与组织架构.....	7
第 2 章 滚动轴承性能退化机理与过程.....	10
2.1 滚动轴承性能退化机理.....	10
2.1.1 滚动轴承结构组成.....	10
2.1.2 滚动轴承退化失效形式.....	11
2.1.3 滚动轴承退化/失效特性振动信号特征	12
2.2 滚动轴承性能退化过程.....	13
2.3 数据集介绍.....	14
2.3.1 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命实验数据集	14
2.3.2 美国凯斯西储大学滚动轴承实验数据集.....	15
2.4 本章小结	16
第 3 章 基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波方法研究	17
3.1 基于改进 Morlet 小波的滚动轴承滤波降噪方法分析	17
3.2 基于改进 Morlet 小波的滚动轴承信号波形匹配优化	18
3.2.1 海洋捕食者算法.....	19
3.2.2 适应度值的选择.....	20
3.2.3 改进的 Morlet 小波波形匹配参数优化.....	21
3.3 实验验证.....	24

3.3.1 基于 XJTU-SY 轴承数据集的滤波方法验证	24
3.3.2 基于凯斯西储大学轴承数据集的滤波方法验证.....	29
3.4 本章小结	31
第 4 章 滚动轴承性能退化特征子集优选方法研究.....	33
4.1 滚动轴承振动信号特征处理与分析	33
4.1.1 时域特征.....	33
4.1.2 频域特征.....	36
4.1.3 时频域特征.....	37
4.1.4 经验模态分解.....	39
4.2 滚动轴承性能退化特征子集优选方法	40
4.2.1 退化特征性能评价指标.....	41
4.2.2 退化特征指标优选.....	42
4.3 实验验证	43
4.3.1 轴承 2-2 原始特征集 1 优选结果分析.....	43
4.3.2 轴承 2-2 EMD 分解后特征集 2 优选结果分析.....	47
4.4 本章小结	50
第 5 章 滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究.....	51
5.1 基于主成分分析的特征变换	51
5.2 基于欧氏距离的退化轨迹跟踪指标构建	54
5.3 实验验证	56
5.3.1 XJTU-SY 滚动轴承数据集轴承 2-2 实验验证	56
5.3.2 XJTU-SY 滚动轴承数据集轴承 1-3 实验验证	58
5.4 本章小结	64
第 6 章 总结与展望.....	65
6.1 总结	65
6.2 展望.....	66
参考文献.....	68
攻读学位期间发表的学术论文目录.....	74
致谢.....	75

第 1 章 绪论

1.1 课题来源

本课题在安徽省教育厅科学研究重点项目(编号: 2022AH050995)、安徽省智能矿山技术与装备工程实验室开放基金项目(编号: AIMTEEL202201)以及安徽工程大学引进人才科研启动基金项目(编号: 2022YQQ004)的资助下完成。

1.2 研究背景及意义

滚动轴承是重大装备旋转机械的关键部件, 并且是最常见的机械元件之一, 其工作在高温、高转速、高应力等复杂极端工作环境下, 因此经常发生故障, 主要的故障类型有内圈裂纹、滚动体损坏、外圈断裂等^[1-2]。轴承发生故障是导致旋转机械设备发生故障损坏的主要原因之一, 这种故障可能是灾难性的, 不仅导致设备停止工作, 造成巨大经济损失, 甚至威胁企业人员的人身安全, 因此滚动轴承状态监测和诊断引起了广泛关注^[3]。现如今, 机械设备正朝着自动化、智能化方向不断发展, 机械设备集成度、复杂度不断提高, 设备工作环境越来越复杂, 而突发的故障及损坏, 会造成维修困难、维修时间成本过高, 影响企业正常生产, 因此对滚动轴承进行及时、准确地监测和评估显得至关重要。

随着工业生产对设备运行稳定性和效率的要求不断提高, 对轴承性能状态进行实时监测和评估的需求显得日益迫切。滚动轴承的损坏是一个逐渐退化并加剧损坏的过程, 实现滚动轴承从正常运转到完全损坏的性能退化轨迹状态评估, 对于提前预防机械故障、保证设备稳定运行具有重要作用。合理评估并维护滚动轴承的健康状态, 可以有效减少设备因轴承问题引起的磨损和损坏, 提高机械设备的使用寿命及使用效率, 同时减少大规模维修的需要, 降低了维修成本。

综上所述, 滚动轴承性能退化轨迹状态的评估研究不仅对提高设备的可靠性和安全性具有重要作用, 而且对于延长设备寿命、降低维护成本和推动机械工业智能制造发展具有重要意义。因此, 本课题对滚动轴承进行性能退化轨迹状态跟踪研究, 实现滚动轴承合理及时的性能评估, 为工业生产过程中轴承状

态监测提供有力的支持。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 滚动轴承振动信号滤波降噪研究现状

滚动轴承性能退化评估及故障诊断都依赖优质的轴承振动信号，高质量的振动信号是精准进行性能退化评估和故障诊断的前提，优质的振动数据源对轴承状态做进一步评估及预测具有重要意义。在滚动轴承发生故障时，实际振动信号含有大量的噪声干扰，故障特征提取困难，极易被噪声覆盖，影响故障状态的准确识别，因此滚动轴承故障信号的降噪问题是实现轴承退化状态有效评估的关键。对轴承信号滤波降噪，突出信号本身而抑制噪声影响、提高信号的信噪比，可为接下来特征提取及筛选提供优质的数据源。

目前，滚动轴承性能退化跟踪主要分为基于模型^[4-8]和基于数据驱动^[9-12]，此两种类型的轴承性能退化跟踪方法，都依赖于高信噪比信号，而滚动轴承振动信号由于轴承共振、邻近齿轮振动、传感器振动等信号调制因素以及环境噪声、低频信号干扰、保持架滑移等因素影响，导致信号噪声大，信噪比低，严重影响滚动轴承故障状态识别。为了精确地获取原始振动信号中的故障特征信号，同时降低噪声干扰并增强信噪比，对振动信号数据做降噪预处理成为了关键措施，其主要目的是去除或削弱信号中的噪声部分，使故障信号的识别与分析更加清晰，进而提高评估与诊断的精度。高质量的数据预处理为后期特征提取及筛选奠定坚实基础，因此滤波降噪是滚动轴承故障准确识别的关键环节。当前滚动轴承滤波降噪方法有数学形态学滤波^[13]、EEMD^[14-15]、小波滤波^[16-17]等，由于小波分析具有良好的局部时频特性，小波滤波方法在滚动轴承滤波降噪中备受关注^[18-20]。小波分析包含众多不同类型的函数，展现了其多样性和不唯一性的特点，包括 Morlet 小波、Haar 小波、db 小波等，其中 Morlet 小波的时域波形具有从小波幅值中心向两端波动衰减，并趋于零的特征，与轴承故障信号中冲击震荡并衰减的波形特征十分相似，能够极大的提高“波形”匹配程度，因此 Morlet 小波常被用于滚动轴承信号的滤波降噪。目前相关文献针对传统 Morlet 小波进行滤波降噪，大多是通过确定带宽参数、中心频率来确定最优

Morlet 小波, 实现对轴承信号滤波降噪。如张苑等人以熵值作为确定 Morlet 小波带宽参数、中心频率的指标, 利用混洗蛙跳算法来获取最优的 Morlet 小波, 实现对轴承信号滤波降噪, 提高了轴承信号信噪比^[21]。Tse P W 等人运用遗传算法优化 Morlet 小波的中心频率及带宽参数, 从而选出最佳滤波参数以达到信号的滤波降噪效果^[22]。栾某德等人通过结合 Morlet 小波和奇异值分解的技术有效去除了机械振动信号中的噪声信号, 但未对小波参数进行合理优化, 影响了结果的稳定性^[23]。Sanakkayala D C 等人通过最大峰度值优化 Morlet 小波参数, 进一步降低带内残余噪声并突出周期性脉冲特性^[24]。Jiang 等人设计了一种去噪方法来实现 Morlet 小波与脉冲信号的最优匹配, 其中使用改进的香农小波熵对传统 Morlet 小波进行优化处理, 并采用奇异值分解法来选择最佳的变换尺度, 进而实现对信号的滤波^[25]。Mehdi Behzad 等提出了一种新的 Morlet 小波优化准则对滚动轴承进行诊断, 根据轴承特征频率的振幅, 提出了调整连续小波变换比例参数的新标准, 优化了小波参数^[26]。Gu 等人则将复杂 Morlet 小波滤波器用于轴承的复合故障检测, 其中采用包络谱来优化小波参数, 实现对轴承信号降噪^[27]。Zhang 等人采用局部均值分解和香农熵对传统 Morlet 小波进行优化, 实现了振动信号滤波降噪, 但优化过程过于复杂^[28]。Su 等人结合最优 Morlet 小波与自相关增强算法, 提出一种新的滚动轴承滤波降噪混合策略, 有效提升了周期性脉冲信号的特征并消除了残差噪声^[29]。Xiaoming Han 等将遗传算法用于优化 Morlet 小波滤波器的滤波参数, 通过奇异值分解确定了 Morlet 小波变换尺度, 并将最优的 Morlet 小波和经验模态分解结合提出了一种故障特征识别方法, 进而实现对振动信号的故障特征识别与滤波降噪^[30]。以上均是利用传统 Morlet 小波实现对轴承信号的滤波降噪, 更是由于传统 Morlet 小波波形因子物理意义模糊, 导致轴承信号滤波参数优化过程复杂, 优化效率低等问题。然而, 在 2019 年, Michael X Cohen 提出改进 Morlet 小波, 使用高斯波形宽度取代传统 Morlet 小波形状因子^[31], 进一步明确了 Morlet 小波波形参数的物理意义, 且只需对改进的 Morlet 小波波形宽度及中心频率进行优化, 简化了轴承信号滤波过程。

综上, 研究滚动轴承振动信号滤波降噪, 是前期数据预处理的关键环节, 更是实现滚动轴承性能退化状态精准评估的关键步骤之一, 提高了轴承性能退化特征的质量, 为轴承性能退化特征提取与筛选提供了坚实可靠的数据基础。

1.3.2 滚动轴承性能退化特征优选方法研究现状

在轴承的性能退化评估研究过程中，特征提取是性能退化评估的关键之一，但在原始振动信号中提取退化特征时不是越多越好，冗余的特征增加了性能退化评估计算复杂度，而其中对轴承性能退化表征能力不强的特征在一定程度上不仅影响评估精度，甚至严重影响退化评估结果。因此在特征提取后进一步优化特征，选取能有效表征轴承性能退化过程的优质特征成为实现精准评估的关键之一。特征评价是特征优化方法之一，其在已提取的特征中以某种评价准则对特征每个维度进行定量评价，优选出表征性能退化趋势强的特征组成优质特征子集，是一种有效筛选优质特征的方法。特征评价优势显著，如更强的可解释性，其筛选出的关键特征能为轴承设备的检修提供指导，增加了实际应用价值；以及更高的通用性，由于特征评价与特征提取模型相互独立，适用于大数据集多特征指标，能有效剔除众多无关特征，提升特征质量。

目前，特征评价在滚动轴承性能退化评估领域受到很多研究者关注^[32-39]。在特征评价中，保留的特征应具有更好的趋势预测性、鲁棒性等，评价和选择最佳退化特征以更好地跟踪轴承性能退化过程。Hou J 等人先对对振动信号进行 EEMD 分解，应用卡方检验算法获得先选特征，完成特征的初始选取，最后通过使用分层聚类去除冗余特征来获得最佳特征^[40]。Li Yazhou 等人针对该原始特征集中存在大量无效和冗余特征的问题，提出一种结合支持向量机单特征评估、相关分析和主成分分析加权载荷评估的特征选择过程，筛选出敏感特征^[41]。谈智玲等以皮尔逊相关性为基础对初始特征进行相关性分析，与轴承退化趋势相关性大于 0.8 的特征选为特征子集，增加了退化评估的稳定性和准确性^[42]。Ge Jianghua 等人基于相关性、距离、信息等指标构建乘法混合模型的特征评价方法，用于对特征进行排序并获得排名权重，然后将权重乘以特征，得到新的特征集^[43]。Zhu K 等人针对使用多尺度模糊度量熵获得的初始特征存在相关的或冗余的现象，采用新开发的无限特征选择方法，从原始的高维特征中选择最具代表性的特征，此方法能够评估给定特征的重要性，筛选出优质特征^[44]。武斌等人使用相关性分析法对初始特征进行评价，选出相关度大的特征作为优选特征，将优选特征用于轴承性能退化评估，取得了良好的评估效果^[45]。Duong B 等在构建轴承性能退化评估指标时，也将与轴承性能退化趋势相关性大的特征

作为优质特征，进行滚动轴承性能退化评估^[46]。Yu 等人提出了一种将特征数据与 K-means 方法相结合的特征选择方法，有效的降低了特征冗余^[47]。Mi J 等人提出一种双层特征选择方法，从候选特征中筛选出特征子集，以提升退化趋势敏感度，消除了冗余特征，有效提高了滚动轴承的特征质量^[48]。Dong 等人提出了一种特征选择技术，通过调整后的 Rand 指数和类内平均差之和来确定敏感特征^[49]。

此外，还有研究人员利用多特征评价指标方法对滚动轴承性能退化特征进行优选，如 Zhang Bin 等人结合单调性、鲁棒性、相关性三个指标，选择更相关的退化特征，并将最优特征选择问题转化为组合优化问题，实验结果验证了所提出方法的有效性^[50]。王奉涛等通过定义相关性、单调性、可分性评价指标，定量评估轴承性能退化特征的参数效果，优选后获取退化特征集^[51]。Feng 等人采用 TOPSIS 和 K-medoids 相结合的方法，对具有多个评价指标的特征进行综合评价，选择更好的退化特征来构建敏感特征集^[52]。Song 等人针对特征选择指标对退化特征提取不完全等问题，提出一种基于新型退化特征评价指标的全生命周期滚动轴承 RUL 预测方法，设计退化特征评价指标来评价退化特征的稳定性，然后将稳定性评价指标和相关性评价指标相结合作为特征选择的依据^[53]。Kumar 等人提出了单调性、鲁棒性和可预测性的混合度量组合，以选择表征轴承性能退化趋势良好的特征，并验证了特征的有效性^[54]。Wang 等人通过相关性、单调性和鲁棒性对滚动轴承的性能劣化特征指标进行评价和筛选，再建立性能退化评估模型，通过实验验证了特征选择及性能评估的有效性^[55]。Buchaiah S 等人通过单调性、可预测性、趋势性和信噪比四个指标的加权量化性能退化特征，选取优质特征用于滚动轴承性能退化评估及寿命预测，结果表明有效提高了预测准确度^[56]。

在轴承性能退化特征优化工作上，采用特征评价在特征提取工作中已经广泛使用，很多研究成果表明了通过特征评价的方法选取能有效表征轴承性能退化过程的优质特征是实现精准评估的关键，有利于提升滚动轴承性能退化轨迹跟踪效果。

1.3.3 滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究现状

滚动轴承作为机械系统中的重要组成部分，在实际运行中其性能在不断退化，直至失效，将严重影响旋转机械的正常工作效率，其性能状况对机械系统的可靠性和安全性也产生重大影响^[57-59]。因此展开滚动轴承的预测性维护可以有效降低旋转机械设备发生故障的风险，防止重大损失。而滚动轴承性能退化评估是预测性维护的关键组成部分之一，可用于跟踪轴承从安装到当前性能状态变化的过程。

由于滚动轴承的状态受到多种因素的影响，使得轴承性能退化轨迹跟踪成为一个复杂的问题。目前，针对滚动轴承性能退化过程评估这一复杂问题，许多研究人员展开了多种多样的研究，致力于有效的简单的解决性能退化评估难题^[60-65]。如 Chen X 等人采用均方根来评估轴承性能退化过程，并构建了多变量支持向量机进行寿命预测^[66]。Boškoski 等人将 Rényi 熵作为评估指标，对滚动轴承性能退化过程进行评估，该指标对早期轴承缺陷不够敏感，在后期时稳定性不显著^[67]。Shaojiang Dong 等人利用深度自编码器和 t 分布随机邻域嵌入模型提取、表达和简化轴承信号性能退化特征，构建了低维特征空间中的马氏距离，作为反映轴承性能退化的指标，实现对滚动轴承性能退化过程的有效评估^[68]。Huang W 等人提出了一种基于核稀疏范数以及原始信号与重构信号误差的指标来评估轴承性能退化程度，通过轴承运行到失效实验进行分析，验证了所提方法的有效性^[69]。Benkedjouh 等人通过特征映射缩减和支持向量回归模拟了轴承性能退化的过程^[70]。Tong Q 等人提出了一种基于模糊 C 均值聚类的性能退化评估模型，实现了滚动轴承性能退化评估^[71]。Upadhyay 等人从正态数据的原始特征矩阵中训练自组织映射，并使用支持向量回归来评估退化过程^[72]。

在实际性能退化评估中，大多通过构建轴承健康指标曲线来表征轴承性能退化状态。Jin 等人计算了监测信号小波分解系数的能量值，然后根据能量值之间的马氏距离对其进行融合，构造了轴承健康指标，实现了滚动轴承性能退化评估^[73]。Zhang 等人采用正交邻域保留投影进行数据预处理，以获得保留主要信息的低维特征，然后采用 K-means 聚类算法根据不同的健康状况将数据分类为不同的集合，将数据集的平均最大半径之和作为健康指标，实现了滚动轴承的早期故障诊断和良好的退化趋势评估^[74]。Widodo A 等人从振动信号中提取多

个特征，然后使用主成分分析对特征集进行降维，并通过计算特征降维后与健康状态的特征向量之间的偏差来构建健康指标，该指标有效评估了滚动轴承性能退化状态^[75]。Kuang Jiachen 等人提出了一种基于局部线性嵌入与模糊 c 均值模型性能退化评估方法，从原始振动特征中提取大量来自时域、频域和时频域的常用特征，再通过最大似然估计生成具有初始维度的局部映射，从所有剩余特征中提取底层流形结构，使用基于模糊 c 均值模型的退化评估指标来评估轴承退化过程^[76]。Lim C 等人提出了一种利用故障频率随周期变化加权相关性的轴承预测健康指数提取方法，使用的特征简单，并植根于物理故障，根据均方根和峰度构建健康指数，结果发现，新的健康指数表现出优异的性能，自早期异常检测开始以来，整体性能在周期中表现出逐渐和单调的提高^[77]。Kaji M 等人利用卷积自编码构造了轴承健康指标，评估结果表现出单调增加退化趋势，并且在轴承退化早期阶段有良好的性能^[78]。

综合上述，针对滚动轴承性能退化评估的研究，国内外学者已取得较多的成果，这些结果表明建立一个合理的退化跟踪指标，是实现滚动轴承性能退化过程有效准确评估的关键所在。

1.4 主要研究内容与组织架构

滚动轴承是机械设备中必不可少的部件，其健康状态监测对系统的安全运行至关重要。研究表明，目前关于滚动轴承性能退化轨迹跟踪的研究存在一些问题，如前期提取的信号特征因噪声干扰较大导致效果不佳，或是特征筛选不足导致特征冗余，或是构建的评估模型复杂，性能退化轨迹跟踪效果不佳。因此，本研究以滚动轴承为对象，围绕以下三个主要方面展开工作：振动信号的滤波降噪，即处理原始的振动信息，对振动信号进行降噪处理，提高信号信噪比，突出振动冲击特征；在信号滤波降噪的基础上，提取特征并对特征进行特征筛选，以选出优质的性能退化特征向量构建优质特征子集，为接下来性能退化轨迹跟踪提供优质的特征集；建立简单实用的性能退化轨迹跟踪指标，绘制轴承性能退化轨迹曲线，评估轴承在不同阶段的性能退化状态；并以实验数据进行验证，分析所提方法的实用性与有效性。

本文组织架构如图 1-1 所示，研究内容如下：

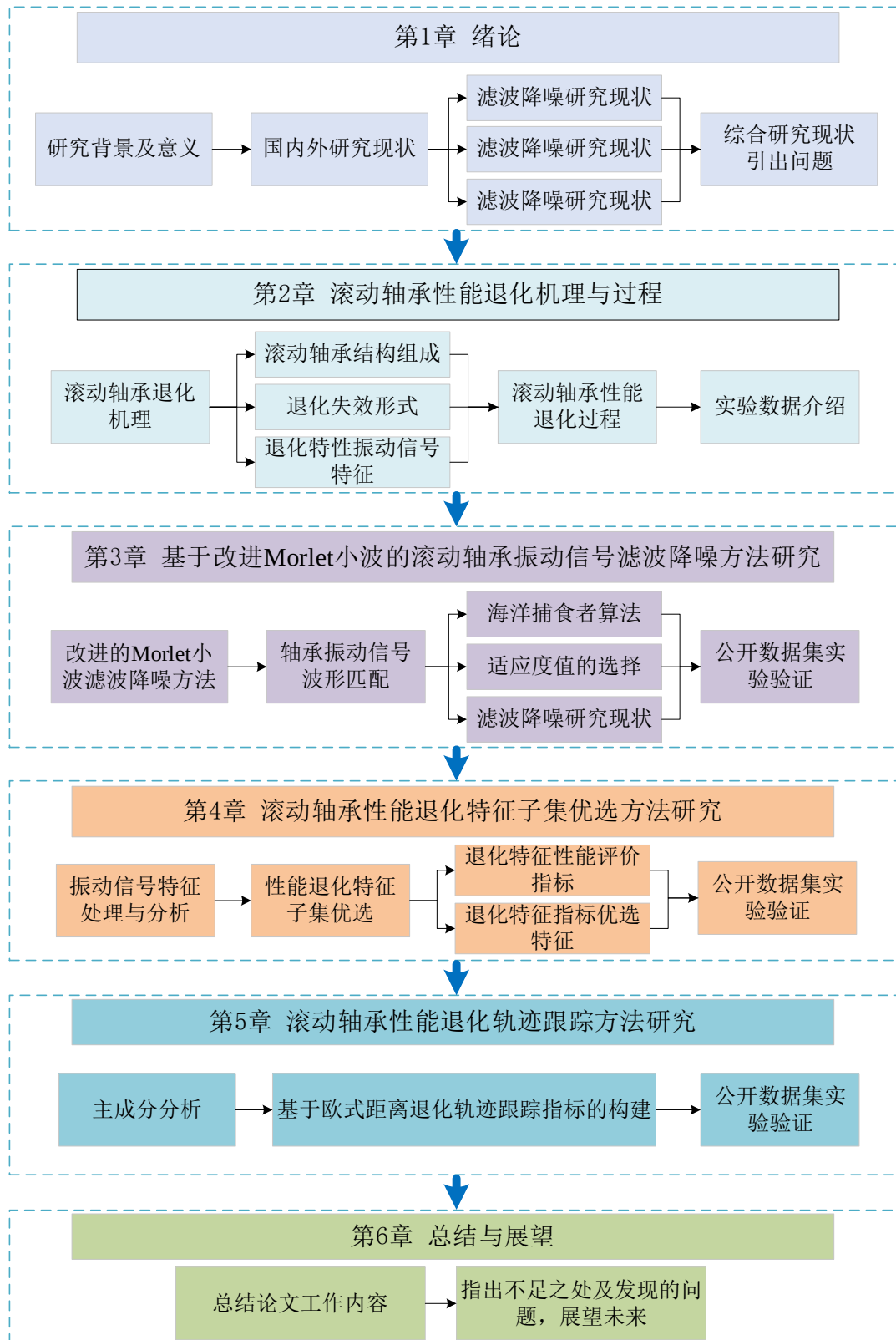


图 1-1 论文组织架构图

第 1 章绪论。首先，介绍了本研究的课题来源；其次，分析了本课题的研究背景及意义；然后，分析了滚动轴承振动信号滤波降噪、特征优选方法、性

能退化轨迹跟踪方法三个方面研究现状；最后，归纳了研究内容与组织架构。

第 2 章滚动轴承性能退化机理与过程分析。首先，简要概述了滚动轴承的结构组成、退化失效形式、振动特性分析；其次，详细分析了滚动轴承性能退化过程；最后，简要介绍了本文使用的两种数据集相关内容。

第 3 章研究了滚动轴承振动信号滤波降噪方法。首先，针对脉冲式轴承振动信号噪声干扰严重，滤波降噪困难，影响特征提取效果，以及传统 Morlet 小波波形参数物理意义不明确等问题，引入改进 Morlet 小波用于滚动轴承振动信号滤波降噪，明确了波形参数物理意义；其次，利用海洋捕食者算法对波形匹配参数进行自适应寻优，确定最优 Morlet 小波滤波参数，并以香农熵作为滤波效果评估指标，实现了滚动轴承信号滤波效果量化分析。最后，使用公开轴承数据集验证了所提方法的有效性。

第 4 章研究了滚动轴承性能退化特征子集优选方法。首先，本章利用时域、频域、时频域分析和 EMD 分解在降噪后的轴承信号中提取初始特征；其次，以相关性、单调性、可分性、鲁棒性 4 个特征评价指标，构建特征优选体系，其中将 4 个评价指标得分线性加权值作为每个特征最终得分，按照预设阈值从初始特征中筛选出优良特征构建特征子集；最后，在公开数据集上验证分析，实验结果表明本章方法有利于提高特征质量，去除无效特征，为后续滚动轴承性能退化轨迹跟踪研究奠定了基础。

第 5 章研究了滚动轴承退化轨迹跟踪方法。首先，本章在第 4 章特征子集优选基础上，利用主成分分析对冗余的优质特征进行特征降维。其次，提出了一种基于欧氏距离的性能退化状态评估指标。最后，结合滚动轴承数据集对该评估方法进行了验证分析。并将实验结果与其他方法进行比较，发现本章方法比其他方法具有更早诊断出早期故障点的能力，以及具有更高的诊断稳定性，突出了本章方法的优越性。

第 6 章对本文的研究成果进行了总结，以实际研究中发现的问题，展望了一些未来的研究方向。

第 2 章 滚动轴承性能退化机理与过程

滚动轴承是旋转机械中关键的组成部件，合理的使用滚动轴承能有效提高旋转机械传动稳定性。但滚动轴承长期工作在高负载、高转速等复杂环境下，导致轴承故障率极高，影响设备正常运行效率，极可能造成严重经济损失，因此对滚动轴承性能退化过程进行精准评估具有重要实用意义。在深入研究滚动轴承性能退化轨迹之前，需进一步了解轴承结构组成、退化机理等内容。因此，本章首先介绍轴承结构组成、失效形式，并分析了轴承发生退化时在振动信号特征上的体现，其次分析了滚动轴承性能退化过程，最后简要介绍了本文使用的轴承数据集相关内容。

2.1 滚动轴承性能退化机理

2.1.1 滚动轴承结构组成

滚动轴承一般由内圈、外圈、滚动体和保持架等四个主要零部件组成。外圈与轴承座或机械设备外壳相配合，起支撑和固定作用；内圈主要与转轴配合使用，与回转轴同步转动；滚动体与保持架位均于内外圈之间，两者密切相关，滚动体均匀分布在保持架预留的空隙中，而保持架对滚动体起包裹和隔离作用。深沟球轴承示意图见图 2-1 所示。



图 2-1 滚动轴承示意图

2.1.2 滚动轴承退化失效形式

滚动轴承在实际工作中不可避免的会出现损坏退化情况，无论发生何种故障，轴承都将出现振动冲击，影响轴承正常运行状态。对滚动轴承故障失效形式进行学习，有利于更好的对轴承进行日常保养维护以及开展性能退化轨迹跟踪工作，提升机械设备使用效率。

滚动轴承退化失效形式按失效部位数量可分为局部失效和分布失效。局部失效分为：内圈、外圈、保持架及滚动体失效。分布失效是指两个以上零部件出现失效，具体分布失效形式如图 2-2 所示。

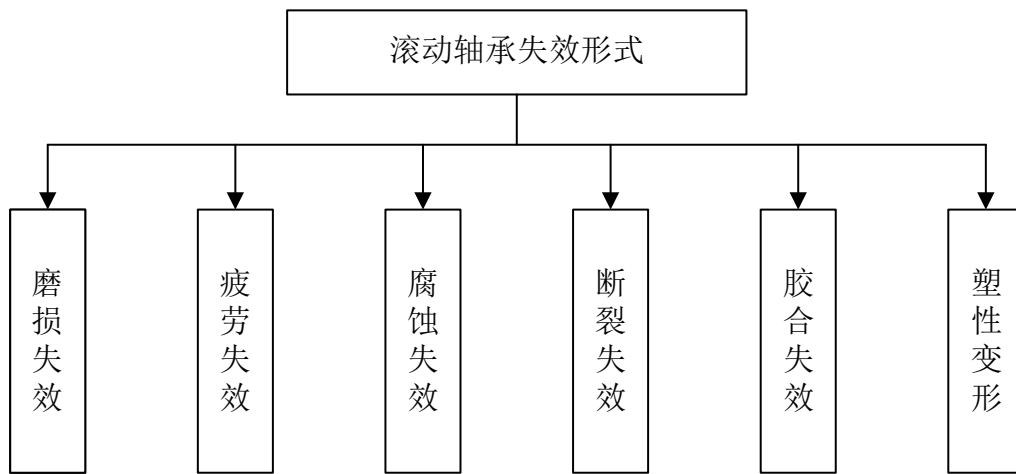


图 2-2 滚动轴承失效形式分类图

(1)磨损：轴承磨损通常表现为表面材质脱落减少。滚动轴承在没有杂质侵入或润滑充足时，不会出现较为明显的磨损，当杂质侵入或润滑不当时，磨损会加剧，引发性能快速下降。

(2)疲劳：轴承在多个重复应力作用下会受到损伤，尤其是持续的大载荷作用于某些特定方向时，轴承的内、外圈及滚动元件会在某些区域产生金属疲劳。切应力较大时会导致某些接触区域逐渐出现弹性形变而引发的裂纹，随着裂纹逐步扩大，部分区域最终会破裂成碎片。疲劳损坏还可能引起轴承的异常振动，导致冲击载荷增大。

(3)腐蚀：轴承在一些特定条件下容易遭受腐蚀，主要分为化学反应、微小振动和电流引起的腐蚀。这类腐蚀往往与振动、磨损同时出现，导致径向间隙扩大或预紧力减小，进而影响旋转精确度。

(4)断裂：断裂是轴承失效形式中最严重的类型，它会导致轴承迅速完全失

效，带来严重后果。造成断裂的原因有多种，主要包括疲劳断裂、过载断裂和缺陷断裂。疲劳断裂是由反复交变应力引起的，当轴承在反复负载作用下，特定区域的金属材料经历过多应力循环引起疲劳断裂。过载断裂发生在轴承承受的载荷超过其设计极限时，这种过大载荷会导致轴承突然破裂。缺陷断裂是由于轴承材料本身的缺陷，如制造过程中热处理不当（温度或时间不足）导致的材料强度不足，使轴承无法承受正常使用中的应力而断裂。

(5)胶合：当滚动轴承某个部件材料粘附到另一部件上时会形成胶合现象。通常由于超负荷或润滑不当造成温升过快，导致部件间金属相互粘合。若未能迅速采取措施解决轻微胶合问题，可能进一步引发表面凹陷，进而影响轴承游隙大小，诱发异常磨损。

(6)塑性变形：是一种永久性变形，分为过载变形和颗粒压痕。在微观层面，外来物质在轴承内外圈的滚道上，仅与少部分滚动体接触路径发生接触摩擦，导致屈服变形；宏观上，接触载荷使轴承内外圈与滚动体在较大接触路径区域内发生屈服变形。

2.1.3 滚动轴承退化/失效特性振动信号特征

在滚动轴承发生故障时，轴承运动表面与损坏部分发生撞击出现冲击振动，伴随转轴的旋转，形成周期性振动，在转换至频域时便表现为特定的故障频率。轴承的不同故障引发不同的振动形式及相应故障频率。在分析时，假设滚动体与滚道无相对滑移，将滚动轴承内、外圈的平均转动速度作为保持架旋转速度。基于轴承各种参数，可以计算出各部分的故障特征频率。滚动轴承结构图如图 2-3 所示。故障特征频率计算公式如下：

内外圈相对转频：

$$f_r = \frac{R}{60} \quad (2-1)$$

内圈故障频率：

$$f_{IR} = \frac{zf_r}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos(\alpha) \right) \quad (2-2)$$

外圈故障频率：

$$f_{OR} = \frac{zf_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha) \right) \quad (2-3)$$

滚动体故障频率：

$$f_B = \frac{df_r}{2D} \left(1 - \left(\frac{d}{D} \cos \theta \right)^2 \right) \quad (2-4)$$

保持架故障频率:

$$f_{FTF} = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha) \right) \quad (2-5)$$

其中, R 为轴承内外圈的相对转速(轴转速), f_r 为旋转频率, D 为节圆直径, d 为滚珠直径, z 为滚球数量, α 为接触角。

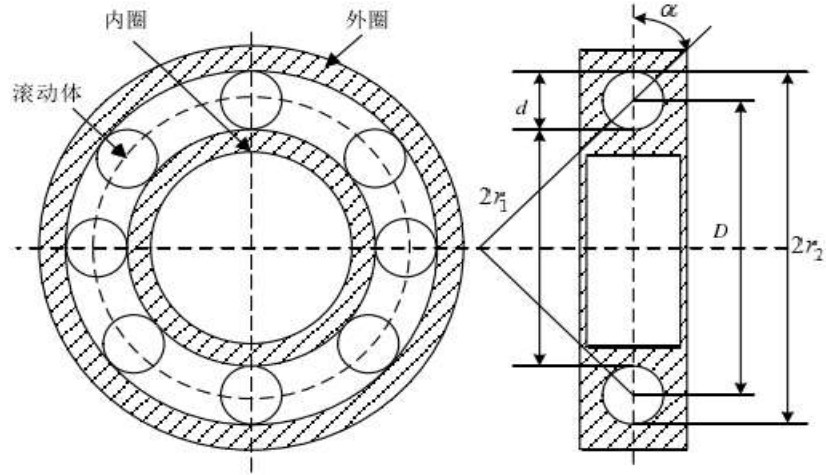


图 2-3 滚动轴承组成结构示意图

2.2 滚动轴承性能退化过程

在滚动轴承实际运转期间, 其损伤、退化会随时间逐渐累积, 最后造成滚动轴承退化失效。为了最大限度减少轴承退化失效造成的损害, 准确评估轴承退化状况至关重要。在退化初期阶段及时监测到轴承的细微损伤, 根据性能退化发展趋势了解其实际退化运行规律变得至关重要。

当轴承开始运转时, 其性能和状态的变化不是按照简单的线性规律变化, 滚动轴承的性能退化发展过程通常经历以下五个阶段, 如图 2-4 所示。

(1) 正常运行阶段。轴承在其寿命的前 80% 至 90% 期间正常工作, 此时包络谱仅可以观察到基频相对应的幅值。

(2) 故障早期阶段。退化状态参数逐渐上升, 故障频率初现, 尽管幅值不明显, 但逐步变得可辨识。

(3) 故障中期阶段。振动加剧, 频谱显示出明显的尖峰。故障点的冲击力在一段时间内保持稳定, 故障特征频率的尖峰幅值有所减少。

(4)故障晚期阶段。随着故障点进一步恶化，振动和温度显著增加，频谱变化明显，故障频率和倍频清晰可见，剩余寿命不足 1%。

(5)完全失效阶段。轴承温度和噪声大幅上升，频谱模糊，高频幅值下降，寿命不足 0.2%。

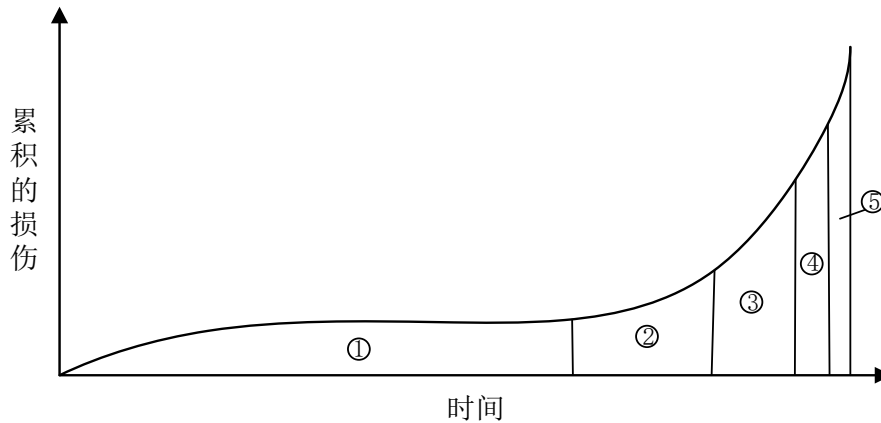


图 2-4 滚动轴承退化发展过程

2.3 数据集介绍

2.3.1 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命实验数据集

XJTU-SY 数据集^[79]涵盖 3 种不同工况下 15 个滚动轴承整个寿命周期内的振动信号，图 2-5 为此数据集轴承加速寿命实验平台。实验采用的轴承型号为 LDK UER204，详细几何参数见表 2-1。本文采用此数据集的部分数据信息详见表 2-2，表中详细记录了实验工况、采集样本数量、轴承运行寿命及其具体失效位置。实验设置采样频率为 25.6 kHz，每分钟采样一次，每次采样持续 1.28 s。

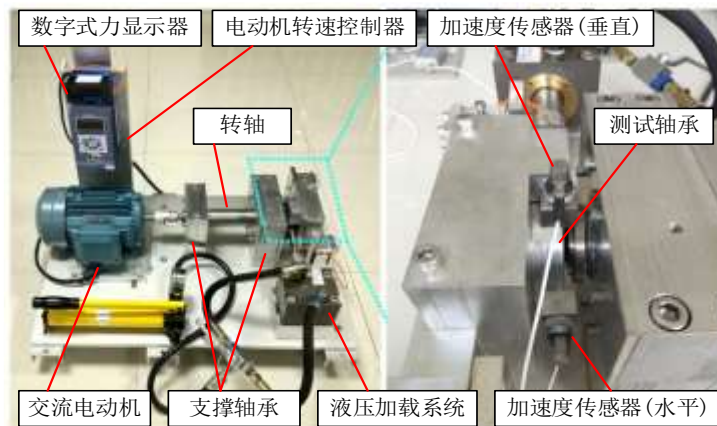


图 2-5 滚动轴承加速寿命实验平台

表 2-1 轴承参数

轴承类型	内圈直径 (D _i /mm)	外圈直径 (D _o /mm)	滚球直径 (d/mm)	滚球数量 Z	接触角 (a/rad)	节径 (D/mm)
LDK UER204 滚珠轴承	29.3	39.8	7.92	8	0	34.55

表 2-2 数据集样本信息

工况	轴承数据集	样本总数	运行寿命	失效位置
35Hz/12kN	轴承 1-3	158	2 h 38 min	外圈
	轴承 2-1	491	8 h 11 min	内圈
37.5Hz/11kN	轴承 2-2	161	2 h 41 min	外圈
	轴承 2-3	533	8 h 53 min	保持架

2.3.2 美国凯斯西储大学滚动轴承实验数据集

美国凯斯西储大学轴承数据集^[80]涵盖了 4 种实验工况下的健康轴承数据、驱动端故障轴承数据及风扇端故障轴承数据，实验台如图 2-6 所示。本文采用此数据集的部分故障数据信息如表 2-3 所示，其中采样频率 12 kHz，采样时长 1 s。滚动轴承型号为 6205-2RS JEM SKF，详细几何参数如表 2-4 所示。

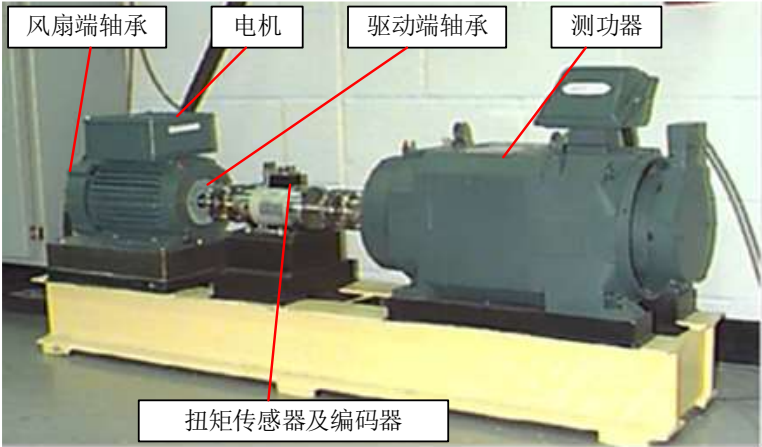


图 2-6 美国凯斯西储大学轴承试验台

表 2-3 驱动端轴承故障数据(采样频率：12kHz)

故障宽度 (mm)	电机负载 (HP)	轴转速 (rpm)	失效位置及样本
0.007"	1	1772	内圈 IR007_1
			外圈 OR007@6_1

表 2-4 实验轴承几何参数

轴承类型	内圈直径 (D_I /mm)	外圈直径 (D_O /mm)	滚球直径 (d /mm)	滚球数量 Z	接触角 (α /rad)	节径 (D /mm)
6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承	25	52	7.94	9	0	39.04

2.4 本章小结

为更好地探讨滚动轴承退化机理与退化过程，首先阐述了滚动轴承的结构组成、退化失效形式、振动特性分析，深入讨论了轴承性能退化在振动信号中的体现，其次详细分析了滚动轴承性能退化过程，最后简述了本文所使用的 XJTU-SY 和美国凯斯西储大学滚动轴承数据集的实验平台及相关振动数据。

第3章 基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波方法研究

轴承性能退化评估和故障识别均需要依托于高品质的振动信号数据。优质的振动信号数据是准确进行性能退化轨迹跟踪和故障检测的基础，而故障特征突出、噪声干扰较小的振动数据对进一步评估轴承的性能退化过程具有关键作用。针对滚动轴承故障脉冲式振动信号滤波降噪难题，本章提出基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波方法，利用高斯波形宽度取代传统 Morlet 小波形状因子，其物理意义明确，更利于波形匹配参数优化。同时，引入海洋捕食者算法，以最小香农熵作为改进 Morlet 小波波形宽度和中心频率参数优化指标，实现滚动轴承故障信号波形最佳匹配，以香农熵作为滤波效果评估指标，实现了滚动轴承信号滤波效果量化分析。对于滚动轴承信号预处理、特征提取、性能退化状态分析具有重要意义。

3.1 基于改进 Morlet 小波的滚动轴承滤波降噪方法分析

改进的 Morlet 小波利用高斯波形宽度取代传统小波形状因子，该波形宽度是用于平衡小波时间精度和频率精度的关键参数。改进的 Morlet 小波数学表达式^[31]如下

$$W = e^{2\pi i f t} e^{\frac{-4\ln(2)t^2}{h^2}} \quad (3-1)$$

其中， h 为改进的 Morlet 小波的宽度， f 为中心频率。

对改进 Morlet 小波 W 进行傅里叶变换，研究 h 和 f 对改进 Morlet 小波的时域、频域特征的影响，仿真结果如图 3-1 所示。

从时域图 a-d 可知，当 h 保持不变，增大 f 时，在相同的时间宽度内，小波波动加剧；当 f 保持不变，增大 h 时，小波震荡衰减时间延长。从频域图 e-h 可知，当 f 保持不变，增大 h 时，频域下波形宽度减小，同样说明小波震荡衰减时间延长。由以上分析结果可知， h 和 f 的变化，无论在时域还是频域都将对改进 Morlet 小波波形产生重要影响，更是影响改进 Morlet 小波与滚动轴承故障信号波形能否达到最佳匹配的关键参数，因此优化 h 和 f 是实现滚动轴承最佳滤波降

噪的关键，也是本章研究的重点。

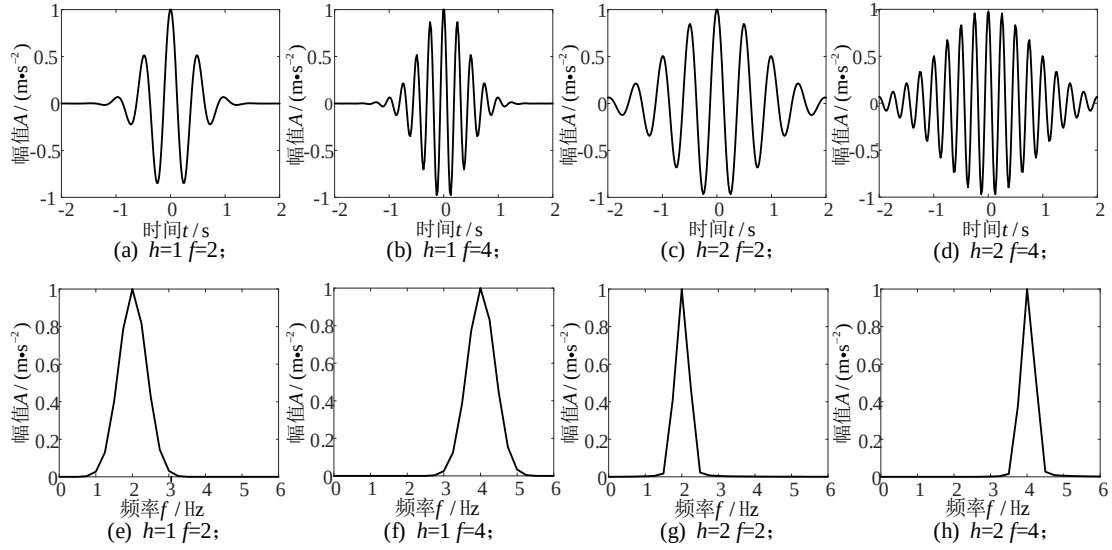


图 3-1 改进的 Morlet 小波时域波形及频域波形

采用改进 Morlet 小波对滚动轴承故障振动信号进行滤波降噪，本质上是利用小波卷积特性将轴承振动信号与改进 Morlet 小波高斯窗口正弦波进行波形匹配，其结果是轴承信号和小波之间“相似性”的时间序列，故轴承信号与改进 Morlet 小波在频域上卷积的过程即为轴承信号的滤波降噪过程。令 $x(t)$ 表征滚动轴承信号，则采用改进的 Morlet 小波对滚动轴承滤波降噪过程可表示为：

$$R\{x(t)\} = F^{-1}\{X(f) * \psi(f)\} \quad (3-2)$$

$$X(f) = FFT(x(t)) \quad (3-3)$$

$$\psi(f) = FFT(W) \quad (3-4)$$

其中 $R\{x(t)\}$ 为 $x(t)$ 滤波降噪后的信号； F^{-1} 表示傅里叶逆变换； $*$ 表示卷积。

由上式可知，实现改进的 Morlet 小波对滚动轴承振动信号的滤波降噪，只需对原始滚动轴承信号 $x(t)$ 和 Morlet 小波 W 进行相应的傅里叶变换，再进行卷积处理，最后经过傅里叶逆变换就可以快速实现对滚动轴承振动信号的降噪处理。

3.2 基于改进 Morlet 小波的滚动轴承信号波形匹配优化

本节将基于改进的 Morlet 小波对滚动轴承信号进行波形匹配，并进一步实现滤波降噪目的。由前面分析可知， h 和 f 的取值直接影响小波的滤波特性。为

使改进的 Morlet 小波更好地提取振动信号中的冲击特征成分，提高滚动轴承故障信号滤波降噪效果，需对改进的 Morlet 小波宽度 h 和中心频率 f 组合进行联合优化，以获得最优的滚动轴承波形匹配参数，实现最佳滤波效果。

因智能优化算法在解决复杂优化问题时具有高效性和通用性等特点，又同时具备优良的精确度^[81]，故本章引入智能优化算法优化滤波参数。2020 年，Afshin Faramarzi 等研究者提出的海洋捕食者算法作为一种新型元启发式算法，具备快速收敛性和兼具全局及局部搜索能力^[82]。同时具有结构简单、参数少、易于实现以及能以较低的计算代价获得最优解等优点，本章将引入海洋捕食算法，对改进 Morlet 小波波形宽度和中心频率参数进行优化。

3.2.1 海洋捕食者算法

海洋捕食者算法通过模拟海洋中的捕食行为策略进行优化，首先在搜索空间内随机且均匀地初始化猎物种群，进而启动优化过程，即

$$X_0 = X_{\min} + R_1 (X_{\max} - X_{\min}) \quad (3-5)$$

式中， $X_{\min}$ 、 $X_{\max}$ 为搜索空间边界； R_1 为介于 0 到 1 之间的均匀分布随机数。进一步进行初始化猎物矩阵(*Prey*)的设置，其维度 d 为 2。对每一个 *Prey* 个体计算适应度，并以适应度最优个体 X_I 复制 n 份构成精英矩阵(*Elite*)。

根据 Lévy 和 Brownian 的交替运动将整个算法主要分为三个阶段，以此来避免算法陷入局部最优解。

阶段 1：探索阶段

总迭代过程的前三分之一阶段为迭代早期($t < T/3$)，此阶段，猎物的移动速度超过捕食者，捕食者保持静止不动。猎物的移动遵循 Brownian 运动，表达式如下：

$$\begin{cases} S_i = R_B \otimes (Elite_i - R_B \otimes Prey_i) \\ Prey_i = Prey_i + 0.5R_v \otimes S_i \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n; t < \frac{1}{3}T \quad (3-6)$$

式中， S_i 表示移动步长； R_B 表示遵循布朗运动的随机向量； R_v 是介于 0 到 1 之间的均匀分布随机数； t 代表当前迭代次数； T 为最大迭代次数。

阶段 2：探索转为开发的过渡阶段

总迭代过程的三分之一至三分之二阶段为迭代中期($T/3 < t < 2T/3$)。此阶段

猎物与捕食者速度相同，捕食者执行 Lévy 飞行运动以进行开发，而猎物则通过 Brownian 运动进行探索，表达式如下：

$$\begin{cases} S_i = R_L \otimes (Elite_i - R_L \otimes Prey_i) \\ Prey_i = Prey_i + 0.5R_v \otimes S_i \end{cases} \quad i=1,2,\dots,\frac{n}{2}; \frac{1}{3}T < t < \frac{2}{3}T \quad (3-7)$$

$$\begin{cases} S_i = R_B \otimes (R_B \otimes Elite_i - Prey_i) \\ Prey_i = Elite_i + 0.5C_F \otimes S_i \end{cases} \quad i = \frac{n}{2} + 1, \dots, n; \frac{1}{3}T < t < \frac{2}{3}T \quad (3-8)$$

式中， R_L 表示遵循 Lévy 分布的随机向量； $C_F = \left(1 - \frac{t}{T}\right)^{\frac{2t}{T}}$ 表示调节捕食者移动步长的动态自适应参数。

阶段 3：开发阶段

总迭代过程的后三分之一阶段为迭代后期($t > 2T/3$)。此阶段捕食者通过利用侦测到的猎物位置，以更高的速度迅速靠近并捕获猎物，表达式如下：

$$\begin{cases} S_i = R_L \otimes (R_L \otimes Elite_i - Prey_i) \\ Prey_i = Elite_i + 0.5C_F \otimes S_i \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n; t > \frac{2}{3}T \quad (3-9)$$

在每次迭代更新猎物位置后，为了增强搜索效率并避开局部极值，该算法引入了涡流形成机制与鱼类聚集装置 (FADS) 来刷新猎物位置，进一步提升了算法的性能和适应性，表达式如下：

$$Prey_i = \begin{cases} Prey_i + C_F [X_{\min} + R_L \otimes (X_{\max} - X_{\min})] \otimes U, R_2 \leq 0.2 \\ Prey_i + [0.2(1 - R_2) + R_2](Prey_{r1} - Prey_{r2}), R_2 > 0.2 \end{cases} \quad (3-10)$$

式中， U 为随机二进制向量； $Prey_{ri}(i=1,2)$ 为随机猎物的位置。

由于捕食者凭借对过往成功捕食点的精确记忆，在猎物更新和 FADS 效应作用完毕后，通过适应度评估矩阵来刷新精英矩阵。若本次迭代的优化性能超过上一次，则进行替换。MPA 通过比较迭代过程中适应度的变化，赋予了算法记忆富集的食物源位置的能力，从而快速锁定并捕捉最佳解，同时避免陷入次优解。

3.2.2 适应度值的选择

适应度值的合理选择是海洋捕食者算法优化改进 Morlet 小波参数的关键环节。同时针对滚动轴承实际信号多属于稀疏分布，与有效信号成分相比，噪声

则是非稀疏分布，而香农熵可量化轴承信号分布的稀疏度，是信号稀疏程度的一种度量方法^[83-84]。若滤波后信号中具有显著的规律性故障信号，即信号周期性特征显著，则信号表现出较高的稀疏性，香农熵较小，即此时 Morlet 小波滤波参数优化合理。相反，若滤波后信号中包含大量的噪声信号或者无规律信号，则此信号缺乏重要的故障信息或噪声较大，则信号表现出较弱的稀疏性，香农熵较大，即此时 Morlet 小波滤波参数设置不合理。Kankar 等人研究结果表明，采用最小香农熵准则的方法，发展了小波优化方法，有助于滚动轴承特征提取及小波参数优化^[85]。Rahul Dubey 等人对基于熵测量的小波系数进行了比较分析，结果表明，利用香农熵和平均香农熵可在离散小波中选择出最佳的小波^[86]。Dong 等人利用局部平均分解及其香农熵对采集到的轴承振动信号进行分析，有效提取出特征值和故障特征，并完成故障诊断，取得了良好的效果^[87]。总的来说，香农熵对局部噪声和干扰具有较低的敏感度，能更准确地反映小波函数与分析信号之间的匹配程度。综上所述，利用香农熵作为适应度值对小波参数进行优化是具有良好效果的。

因此可将香农熵作为海洋捕食者算法在优化改进 Morlet 小波参数过程中的适应度值。香农熵表达式为

$$SE(x(t)) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i) \quad (3-11)$$

$$n = 1 + \log(N) \quad (3-12)$$

其中， N 为滚动轴承信号总数据点， n 为分段总数， $p(x_i)$ 是指轴承信号数据点落在 x_i 内的概率。

因此，本节选取最小香农熵作为海洋捕食者算法优化改进 Morlet 小波参数的适应度值，对波形宽度及中心频率进行联合优化，使得两个参数组合更加匹配，减小了单个参优化再组合使用的不匹配程度，增加了参数优化的可靠性。

3.2.3 改进的 Morlet 小波波形匹配参数优化

本节利用改进 Morlet 小波波形宽度 h 和中心频率 f 参数构建海洋捕食者算法 *Prey* 矩阵，以最小香农熵作为自适应度值，经过海洋捕食者算法的勘探、勘探与开发并存以及开发三个阶段的优化运算，得到最优波形宽度 h 和中心频率 f 组合，实现改进 Morlet 小波与滚动轴承振动信号波形最优匹配。

h 作为小波波形宽度，其取值与轴承故障单个脉冲振动波形宽度息息相关，因此可根据轴承故障单个脉冲振动宽度作为 h 取值参考，根据文献[31]，小波波形宽度 h 寻优下限值可设置为 $1/f_s$ ，其中 f_s 为采样频率，其上限值可设置为滚动轴承理论故障振动周期的 2 倍，以保证 h 足够的寻优范围。中心频率 f 大致反映了 h 宽度内的波形振动情况，为扩大 f 寻优范围，可将 f 的取值范围直接设置为 $0 < f < f_z/2$ ，则可令 h 和 f 的取值范围为

$$\begin{aligned} f &\in (0, f_z/2) \\ h &\in (1/f_s, 2/f_z) \end{aligned} \quad (3-13)$$

其中， f_z 表示为轴承理论故障特征频率。

根据海洋捕食者算法^[82]，构建的 **Prey** 矩阵位置初始化可根据下式计算

$$\begin{cases} h_{n,d}^0 = 1/f_s + \text{rand} \times (2/f_z - 1/f_s) \\ f_{n,d}^0 = \text{rand} \times f_z/2 \end{cases} \quad (3-14)$$

其中， rand 为介于 0 到 1 之间的均匀分布随机数；上标 0 表示初始位置。

经过海洋捕食者算法多次迭代后，第 t 次迭代形成的 **Prey** 矩阵和 **Elite** 矩阵可表示如下

$$\mathbf{Prey}^t = \begin{bmatrix} h_{1,1}^t & f_{1,2}^t \\ h_{2,1}^t & f_{2,2}^t \\ \vdots & \vdots \\ h_{N,1}^t & f_{N,2}^t \end{bmatrix}, \mathbf{Elite} = \begin{bmatrix} h_{1,1}^I & f_{1,2}^I \\ h_{2,1}^I & f_{2,2}^I \\ \vdots & \vdots \\ h_{N,1}^I & f_{N,2}^I \end{bmatrix} \quad (3-15)$$

其中，下标第 1 个数表示个体，第 2 个数表示维度，例如 $h_{n,1}^t$ 表示第 n 个个体的第 1 个维度坐标值， $f_{n,1}$ 表示第 n 个个体的第 2 个坐标值。**Elite** 矩阵由 $h_{1,1}^I$ 和 $f_{1,2}^I$ 复制 N 次得到，其中 I 表示截至当前第 t 次迭代， $h_{1,1}^I$ 和 $f_{1,2}^I$ 是使得适应度值达到最小的一个组合。

根据海洋捕食者算法原理，设计的基于改进 Morlet 小波的滚动轴承信号波形匹配优化流程如图 3-2 所示，其中 T 表示最大迭代次数。

首先分别设置 h 和 f 搜索范围，其中 h 和 f 的上下限可根据式(3-13)进行赋值，根据式(3-14)构建 **Prey** 初始矩阵，完成其位置初始化；以 **Prey** 初始矩阵中的每一个个体(h, f)作为改进 Morlet 小波参数，根据式(3-2)~式(3-4)对滚动轴承振动信号进行滤波降噪，并根据式(3-11)和式(3-12)计算滤波后信号的香农熵，将此香农熵作为海洋捕食者算法的自适应度值，并以最小适应度值对应的 **Prey** 个

体构建 **Elite** 矩阵；根据当前迭代次数 t 在整个迭代周期中所处阶段，基于海洋捕食者算法的勘探优化过程、混合勘探+开发优化过程、开发优化过程的迭代过程对 **Elite** 和 **Prey** 进行更新；在每完成一次更新后，根据 FADs 效应来评估其对适应度值的影响，如果当前迭代下 **Prey** 位置的适应度值低于前一次迭代，则新的 **Prey** 位置将取代前一个位置，完成 **Prey** 矩阵更新，反之不变。即得到迭代次数 T 步内最小适应度值所对应的 (h, f) 组合，即为滚动轴承故障振动波形与改进 Morlet 小波最优匹配参数。

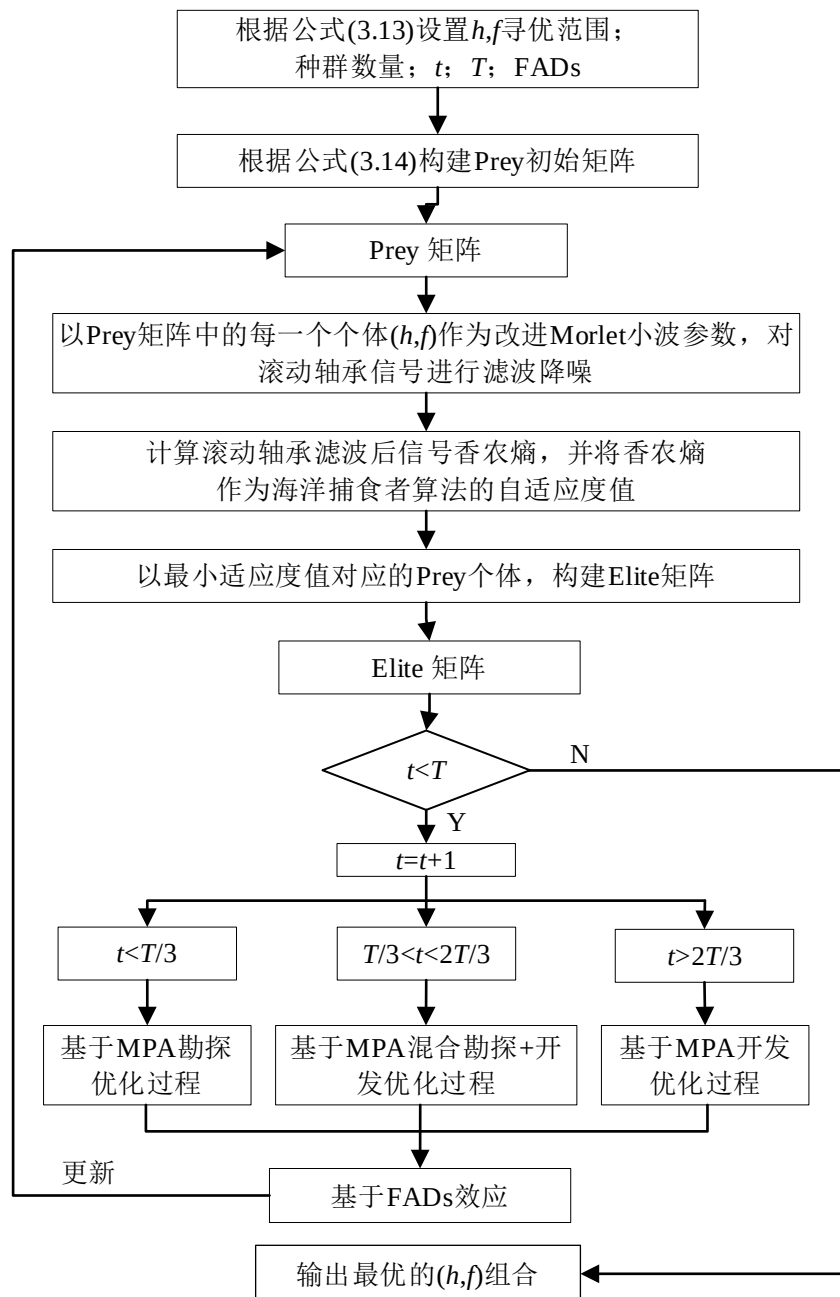


图 3-2 基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号波形匹配优化流程

3.3 实验验证

3.3.1 基于 XJTU-SY 轴承数据集的滤波方法验证

为了验证本章提出的基于改进 Morlet 小波的滚动轴承故障信号滤波降噪方法的有效性,采用 XJTU-SY 的滚动轴承加速寿命试验数据集^[79]进行验证。

根据轴承退化相关研究结果^[88],轴承全寿命运行期间内,在小于 80%运行时间段内,轴承运动状态正常。在 80%~90%运行时间段内,轴承将出现初期故障(Early Failure, EF), 90%~95%运行时间段内,轴承将处于中期故障(Mid-term Failure, MF),在剩余运行时间段内,轴承处于晚期故障(Terminal Failure, TF)。根据轴承全寿命周期运行规律,分别取轴承初期、中期和晚期故障对应的数据文件样本,其截取的样本数据信息如表 3-1 所示。根据表 2-1 中滚动轴承具体几何参数及 2.1.3 节中故障特征频率公式计算得到滚动轴承理论故障频率如表 3-1 所示。

表 3-1 轴承故障振动数据

实验工况	数据集	样本总数	失效位置	选取的 csv 文件	理论故障频率 $f_z(\text{Hz})$
转 速 : 37.5Hz 径向力: 11KN	轴承 2-1	491	内圈	EF: 418.csv; MF: 451.csv; TF: 476.csv;	184.39
	轴承 2-2	161	外圈	EF: 136.csv; MF: 148.csv; TF: 156.csv;	115.61
	轴承 2-3	533	保持架	EF: 453.csv; MF: 489.csv; TF: 517.csv;	14.45

采用轴承 2-2 外圈早期故障振动数据(EF: 136.csv)对本文方法滤波降噪有效性进行验证。 f_s 为 25.6KHz, f_z 为 115.61Hz, 根据式(3.13)计算可得改进 Morlet 小波宽度 h 的搜索范围为 $[3.91\text{e-}5, 1.73\text{e-}2]$, f 的搜索范围为 $[0, 12800]$, 对于海洋捕食者算法种群数量通常为 30~50, 最大迭代次数 T 通常为 100~300, 为了实现 h 、 f 最佳寻优结果, 本文设置种群数量为 50, 最大迭代次数 T 为 300, 并设置 FADs 为 0.2。按照基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号波形匹配优化流程, 对轴承 2-2 早期故障振动数据(EF: 136.csv)进行滤波降噪运算, 波形匹配优化迭

代曲线如图 3-3 所示, 香农熵 SE 呈现逐渐收敛的趋势, 迭代完成时 SE 最小值为 2.01。滤波降噪所得结果如图 3-4(b)所示, 滤波后信号与原始信号相比冲击成分明显增多, 滤波后信号噪声相较于原始信号噪声明显减少, 滤波后轴承故障振动冲击信号具有一定周期性, 验证了本章滤波降噪方法的有效性。滤波降噪处理后信号包络分析结果如图 3-5 所示, 包络分析所得的实际外圈故障特征频率基频与理论故障频率相近, 环境噪声、保持架滑移等因素可能是实际频率和理论频率出现偏差的主要原因, 还可以清楚识别到外圈故障特征基频的 2 倍频(230.4Hz)、3 倍频(345.6Hz)等, 据此判断轴承发生外圈故障, 同样验证了本文滤波降噪方法的有效性。

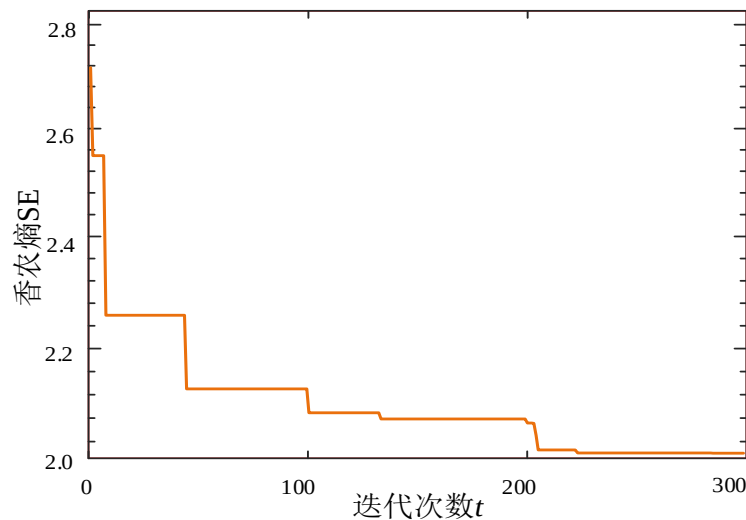
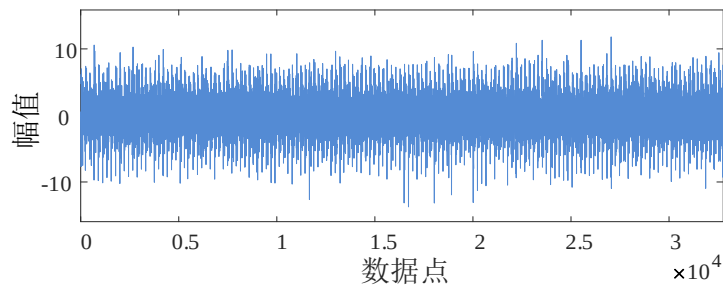
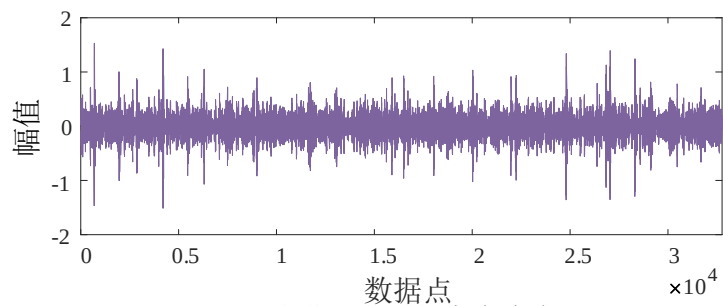


图 3-3 波形匹配优化迭代曲线



(a) EF:136.csv原始信号



(b) 改进Morlet小波滤波降噪

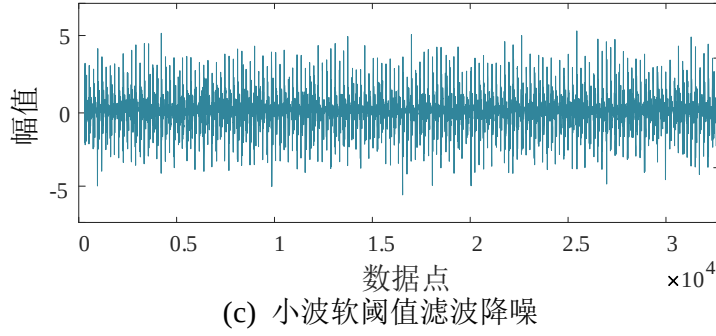


图 3-4 原始信号与滤波后信号结果

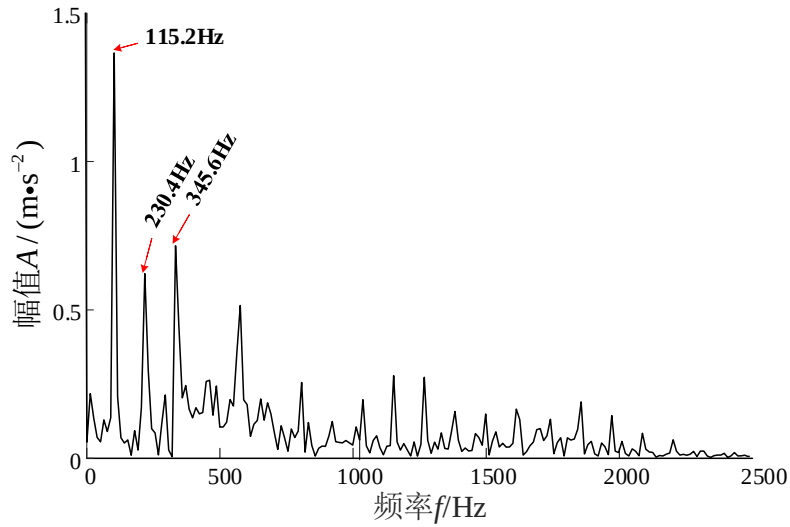


图 3-5 改进 Morlet 小波滤波后平方包络谱

为进一步说明本文所提方法优势，同时将本文方法与其他小波滤波降噪方法进行对比，将轴承 2-2 外圈早期故障振动数据(EF: 136.csv)进行小波软阈值滤波降噪，得到结果如图 3-4(c)所示，小波软阈值滤波降噪后信号冲击成分相较于本文所提方法滤波结果冲击成分不明显，进一步计算小波软阈值滤波后信号香农熵为 2.40，其值大于本文方法滤波后信号香农熵值 2.01，说明其噪声成分偏多。对滤波后信号进行包络分析，结果如图 3-6 所示，实际外圈故障特征频率基频(116.4Hz)与理论故障频率(115.6Hz)相差 0.8Hz，而本文方法所得外圈故障特征频率基频(115.2Hz)与理论故障频率只相差 0.4Hz。进一步表明了本文所提方法滤波降噪的效果更好。

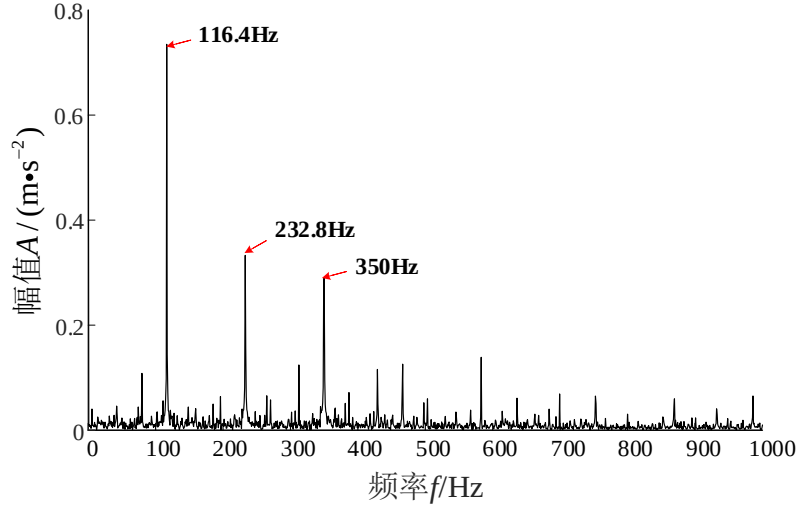


图 3-6 小波软阈值滤波后平方包络谱

采用本文提出的基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波方法，对表 3-1 中轴承 2-1、轴承 2-2、轴承 2-3 所有数据样本依次进行滤波降噪处理，其滤波结果如表 3-2 所示，为了进一步验证本方法对于滚动轴承不同故障类型及故障程度的适用程度，对滤波前后的信号香农熵进行减损计算，公式如式(3-16)所示，对于滚动轴承某一故障在某一时期计算得到的 S 值越大时，说明在此种情况下本方法对轴承振动信号所含噪声消除越好，即滤波后信号所含噪声越少、滤波降噪效果越好。

$$S = \left(1 - \frac{SE_{\text{滤波后}}}{SE_{\text{滤波前}}} \right) \times 100\% \quad (3-16)$$

表 3-2 不同故障类型及故障程度滤波降噪结果

轴承数据集及故障类型	选取的 csv 文件	最优滤波参数 [h, f]	滤波前 SE	滤波后 SE	S
轴承 2_1 内圈	EF: 418.csv;	[3.8464e-3, 1419.5204]	3.0839	2.9927	2.96%
	MF: 451.csv;	[2.9960e-3, 2059.1770]	2.9559	2.7446	7.15%
	TF: 476.csv;	[6.1656e-4, 4058.7670]	2.8998	2.3868	17.69%
轴承 2_2 外圈	EF: 136.csv;	[1.7853e-3, 7621.4035]	2.7099	2.0108	25.80%
	MF: 148.csv;	[7.3316e-4, 9719.7542]	2.7018	2.0500	24.12%

轴承 2_3 保持架	TF: 156.csv;	[2.1630e- 3,12210.3952]	3.1519	2.1851	30.67%
	EF: 453.csv;	[2.3897e- 3,12174.4453]	2.6797	2.4388	8.99%
	MF: 489.csv;	[1.1186e- 3,9726.5546]	2.7697	2.4038	13.21%
	TF: 517.csv;	[7.5635e- 4,3430.0532]	2.8322	2.1330	24.69%

从表 3-2 中可以看出无论是内圈故障、外圈故障还是保持架故障，滤波后信号香农熵均小于滤波前香农熵，即说明滤波后信号噪声减少、信噪比增大。各类型所有故障程度滤波后香农熵减损值均大于零，即表明本方法对所有故障类型振动信号均有滤波降噪效果，可有效提高轴承振动信号的信噪比。

观察表 3-2 中香农熵减损值 S ，发现本方法对各时期各类型轴承故障数据滤波后的减损值变化为 2.96%~30.67%，其中轴承外圈晚期故障(TF)振动信号减损值为 30.67%，说明本方法对此信号滤波效果最好，对信号信噪比提升最大，可为后续特征提取及故障诊断提供优质的数据源。而对于外圈早期信号减损值为 25.80%，与上述内容中对于外圈早期故障信号滤波前后结果分析相结合，滤波后信号与原始信号相比冲击成分明显增多，滤波后信号噪声相较于原始信号噪声明显减少，滤波后轴承故障振动冲击信号具有一定周期性，以及滤波后实际故障频率与理论故障频率之差得到明显减小，说明减损值可对轴承信号滤波效果具有一定的评估作用。此外，轴承外圈故障信号各时期滤波后香农熵减损值均大于其他故障类型，说明对外圈故障信号滤波效果最明显，保持架故障信号次之。对于同一故障类型，晚期故障香农熵减损均大于其他时期，是由于晚期故障振动信号所含的噪声较多，故此方法对于强噪声信号滤波降噪更为有效。

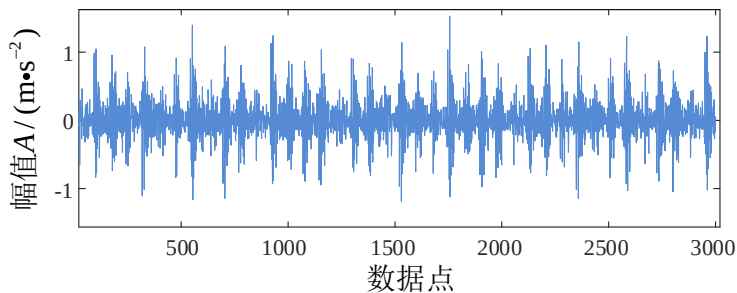
综上所述，本文方法对于滚动轴承故障振动信号的滤波降噪具有一定效果，能够有效减少故障信号中的无效信号及大量噪声信号，可有效提高信号信噪比，可准确获取优质可靠的滚动轴承故障特征信号，为接下来滚动轴承的特征提取、性能退化估计跟踪提供优质的信号源，提高故障识别准确度及性能退化轨迹跟踪的可靠性。

3.3.2 基于凯斯西储大学轴承数据集的滤波方法验证

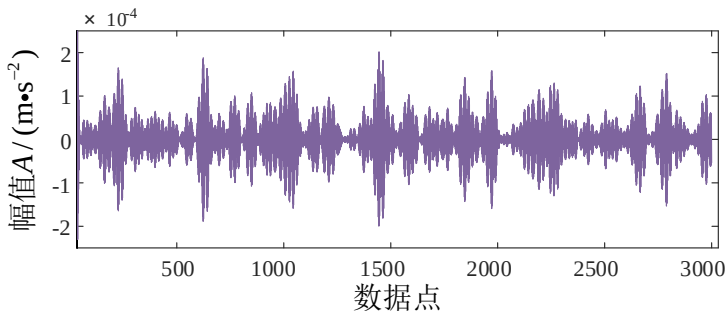
为了进一步验证本方法实际有效性,利用凯斯西储大学轴承数据集^[80]再次对本章所提出的方法进行验证。详细滚动轴承故障数据见 2.3.2 节中表 2-3,其中 f_s 为 12KHz,根据式(2-2)、式(2-3)、式(3-13),分别计算轴承理论故障频率、改进 Morlet 小波宽度 h 的搜索范围以及中心频率 f 的搜索范围,如表 3-3 所示。其余海洋捕食者算法相关参数设置与 3.3.1 节保持一致,按照基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号波形匹配优化流程,对表 3-3 中的滚动轴承故障数据进行滤波降噪运算,滤波结果如表 3-3 和图 3-7 所示。

表 3-3 滤波参数和滤波结果

故障类型	理论故障频率 (f_z/Hz)	波形宽度 (h/s)	频率 (f/Hz)	最优滤波参数 [h, f]	SE 滤波前	SE 滤波后	S
内圈	159.91	[8.3e-5, 1.25e-2]	[0, 6000]	[5.42e-3, 5875.72]	2.63	1.65	37.26%
外圈	105.86	[8.3e-5, 1.89e-2]	[0, 6000]	[3.83e-3, 2891.39]	2.36	1.59	32.63%



(a) 原始信号(内圈)



(b) 滤波后信号(内圈)

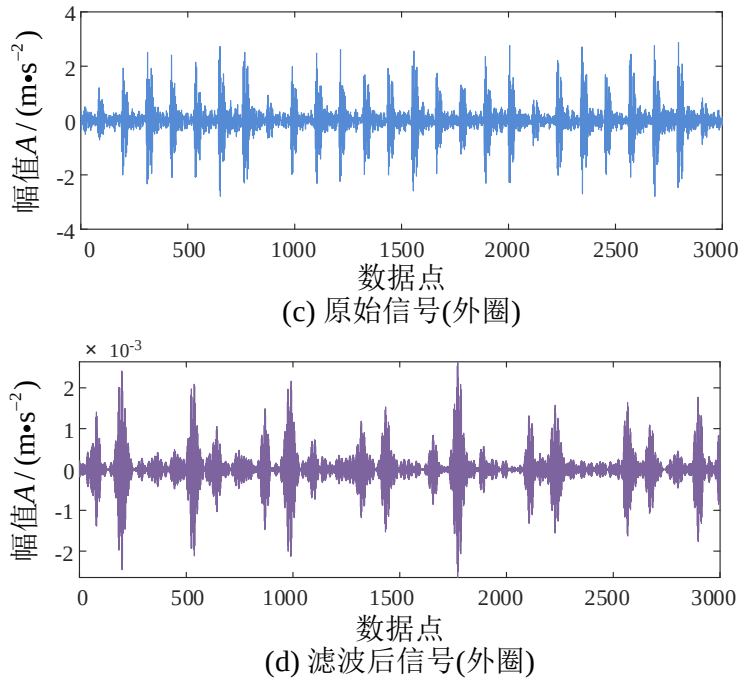


图 3-7 内圈和外圈原始信号及滤波后信号

观察表3-3，内圈信号香农熵由2.63减小至1.65，香农熵减损值为37.26%、外圈信号香农熵由2.36减小至1.59，香农熵减损值为32.63%，说明滤波后信号噪声得到有效降低，也反映出信号信噪比得到增强，即无效信号和噪声信号得到有效滤除，轴承故障信号分布变得稀疏、有序，故障特征更加明显。同样，对比图3-7中原始信号和滤波后的信号，可以清楚的看到滤波后信号故障特征突出，且振动冲击信号周期性更加明显。

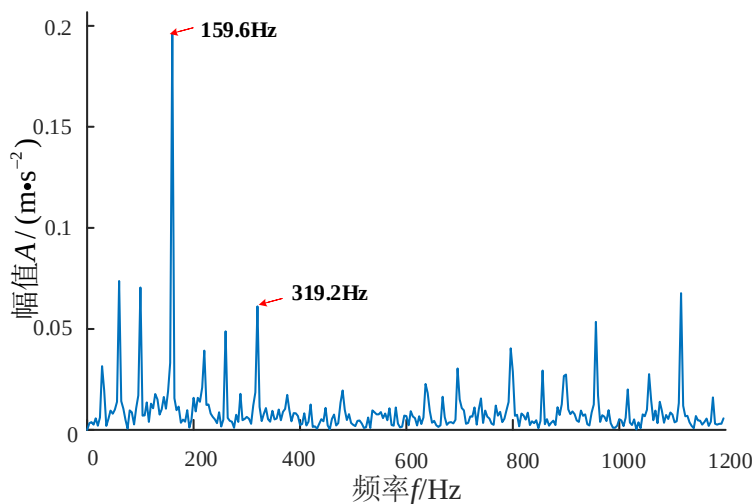


图 3-8 内圈信号滤波后的平方包络谱

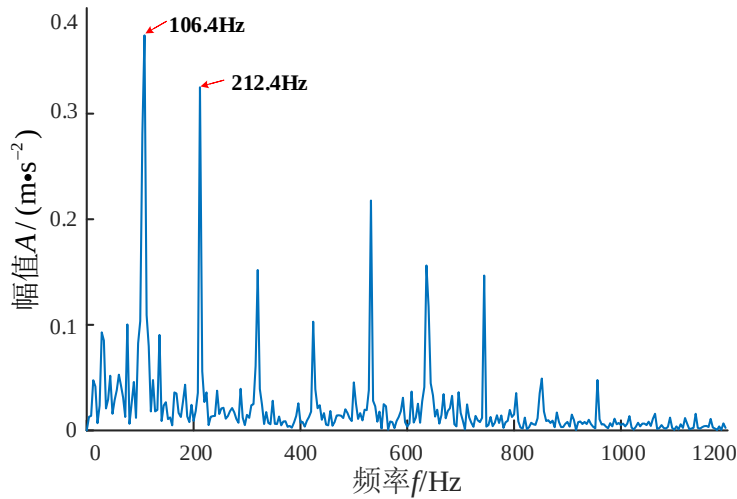


图 3-9 外圈信号滤波后的平方包络谱

为了验证滤波后信号是有效的，滤波降噪处理后内外圈振动信号包络分析结果分别如图 3-8 和图 3-9 所示。内圈和外圈实际故障特征频率基频(159.6Hz 和 106.4Hz)与理论故障频率(159.91Hz 和 105.86Hz)相近，还可以清楚识别故障特征频率基频的 2 倍频(319.2Hz 和 212.4Hz)。综上，各结果之间相互印证，共同表明本章方法对于滚动轴承故障信号的滤波降噪是有效的，同时也验证了本章所提出方法的可靠性。

3.4 本章小结

针对传统 Morlet 小波波形因子物理意义不明确，优化过程复杂等问题，本章提出一种基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波降噪方法，改进 Morlet 小波利用高斯波形宽度取代传统小波形状因子，其物理意义明确，更利于确定小波参数寻优范围；采用海洋捕食者算法对改进 Morlet 小波波形宽度和中心频率进行优化，实现改进 Morlet 小波与滚动轴承故障信号波形最佳匹配；进而完成对滚动轴承故障振动信号中无效信号及噪声信号有效滤除，突出轴承故障冲击特征，提高了轴承信号的信噪比，获取了可靠的轴承故障特征信号。

利用 XJTU-SY 和凯斯西储大学轴承数据集对所提方法进行验证，并将结果与小波软阈值滤波方法进行对比，结果表明，本方法对于滚动轴承故障振动信号的滤波降噪具有更好的效果，滤波后信号故障特征更加明显，振动冲击信号周期性更加明显，故障特征频率识别更加准确，轴承故障信号分布变得稀疏、

有序。且两种数据集验证结果相互印证，表明本章方法对于滚动轴承故障振动信号的滤波降噪是有效的可靠的实用的。为后续滚动轴承信号特征提取、性能退化轨迹跟踪提供了一种最佳滤波降噪技术手段。

第 4 章 滚动轴承性能退化特征子集优选方法研究

滚动轴承振动信号的特征提取与特征优选是实现滚动轴承性能退化过程准确评估的关键之一。滚动轴承性能退化特征提取是轴承性能退化轨迹研究过程中的一个重要环节,一般而言,可从滚动轴承振动信号的时域、频域、时频域中提取性能退化特征,本章为了提取更多包含轴承性能退化过程中众多微小退化特征信息,分别提取从时域、频域、时频域以及 EMD 分解后的主要 IMF 分量中提取特征,以更好的反映轴承性能退化状态。然而,性能退化特征的有效性会直接影响滚动轴承性能退化轨迹跟踪,提取的特征数量过少时会导致跟踪指标可靠性不高,而冗余的特征可能会导致有效特征被无效特征干扰,削弱有效特征的表征能力。在提取大量特征后,对特征集进行性能退化特征优选,去除无效特征和冗余特征,构建优质特征子集,可为轴承性能退化轨迹研究打下坚实的基础。

4.1 滚动轴承振动信号特征处理与分析

滚动轴承发生性能退化时,振动信号中的特征成分可以反映滚动轴承的状态变化。研究滚动轴承性能退化轨迹,从振动信号中提取能显著表征性能退化趋势的特征信号变得非常关键。实际应用中,通常提取大量特征来表征轴承运行信息,为了准确评估滚动轴承性能退化状态,揭示滚动轴承性能退化规律,本节介绍了振动信号的时域、频域、时频域相关特征。此外,基于滚动轴承振动信号是非平稳的,对振动信号进一步处理,以获取更加显著表征轴承性能退化过程的特征。以 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集中轴承 2-2 振动信号数据为轴承信号数据来源,提取性能退化特征。

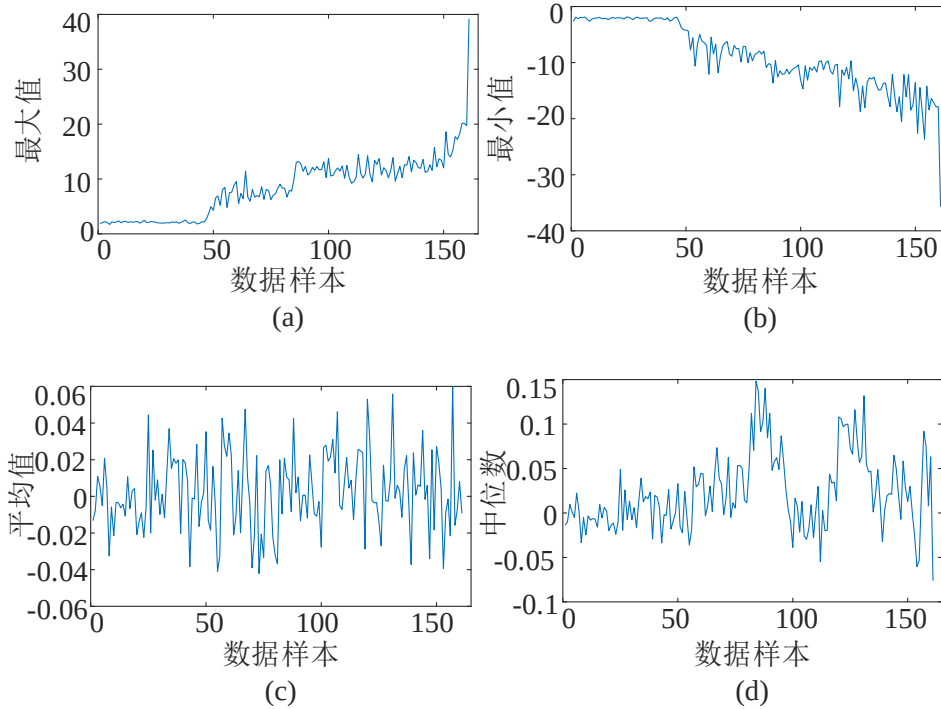
4.1.1 时域特征

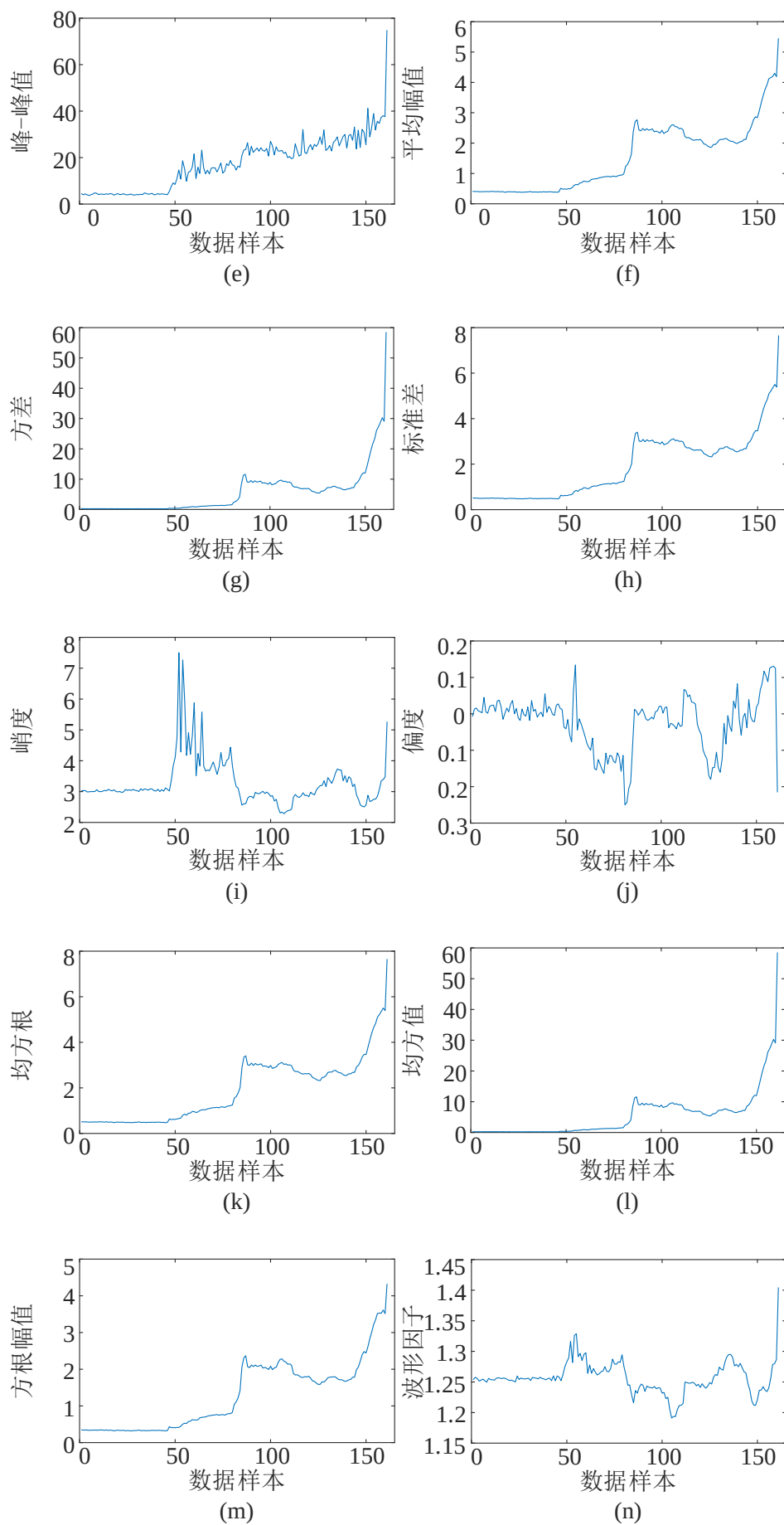
在时域信号中不做任何处理而提取的特征,即为时域特征。假设 $x_i(i = 1, 2, \dots, N)$ 为滚动轴承的振动信号数据样本, N 为数据长度,常见的时域特征计算表达式如表 4-1 所示。

表 4-1 时域特征

序号	名称	表达式	序号	名称	表达式
F1	最大值	$X_{\max} = \max\{x_i\}$	F10	偏度	$Sk = \frac{1}{RMS^3} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3$
F2	最小值	$X_{\min} = \min\{x_i\}$	F11	均方根值	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
F3	均值	$X_{mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$	F12	均方值	$R = RMS^2$
F4	中位数	$M_d = \begin{cases} X_{(N+1)/2}, N \text{ 为奇数} \\ \frac{X_{N/2} + X_{(N/2+1)}}{2}, N \text{ 为偶数} \end{cases}$	F13	方根幅值	$SRA = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i } \right)^2$
F5	峰-峰值	$X = X_{\max} - X_{\min}$	F14	波形因子	$S = \frac{RMS}{AMS}$
F6	平均幅值	$AMS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $	F15	峰值因子	$C = \frac{\max(x_i)}{RMS}$
F7	方差	$\delta^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$	F16	脉冲因子	$I = \frac{\max(x_i)}{AMS}$
F8	标准差	$\delta = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$	F17	裕度因子	$C_f = \frac{\max(x_i)}{SRA}$
F9	峭度	$Ku = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4$			

按照表 4-1 中特征表达式，计算轴承 2-2 全寿命振动信号数据的时域特征值，其特征波形图如图 4-1 所示。





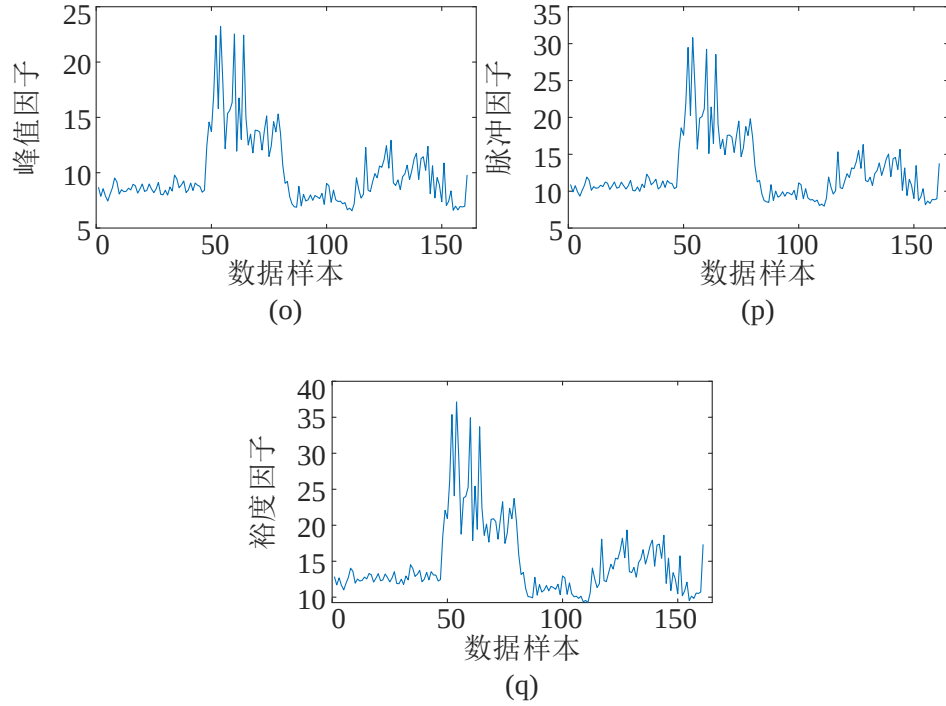


图 4-1 时域特征(a)~(q)

观察图 4-1 时域特征波动图，可发现除平均值、中位数、峭度、偏度、峰值因子、脉冲因子、裕度因子外，其余时域特征波动图均表现出良好的趋势性和鲁棒性。

4.1.2 频域特征

频域特征，是指对时域信号进行频域分析，以信号幅值及幅值对应的频率为基础，提取的频域特征。常见的频域信号特征的计算公式如表 4-2 所示。

表 4-2 频域特征

序号	名称	表达式	序号	名称	表达式
F18	重心频率	$FC = \frac{\sum_{i=1}^N fs(i)}{\sum_{i=1}^N s(i)}$	F21	频率方差	$VF = \frac{\sum_{i=1}^N (f - FC)^2 s(i)}{\sum_{i=1}^N s(i)}$
F19	均方频率	$MSF = \frac{\sum_{i=1}^N f^2 s(i)}{\sum_{i=1}^N s(i)}$	F22	频率标准差	$RVF = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f - FC)^2 s(i)}{\sum_{i=1}^N s(i)}}$
F20	均方根频率	$RMSF = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N f^2 s(i)}{\sum_{i=1}^N s(i)}}$	式中 $s(i)$ 为振动信号经过傅里叶变换后的幅值， f 是 $s(i)$ 所对应的频率。		

按照表 4-2 中频域特征表达式，计算轴承 2-2 全寿命振动信号数据的频域特征值，其特征波形图如图 4-2 所示。

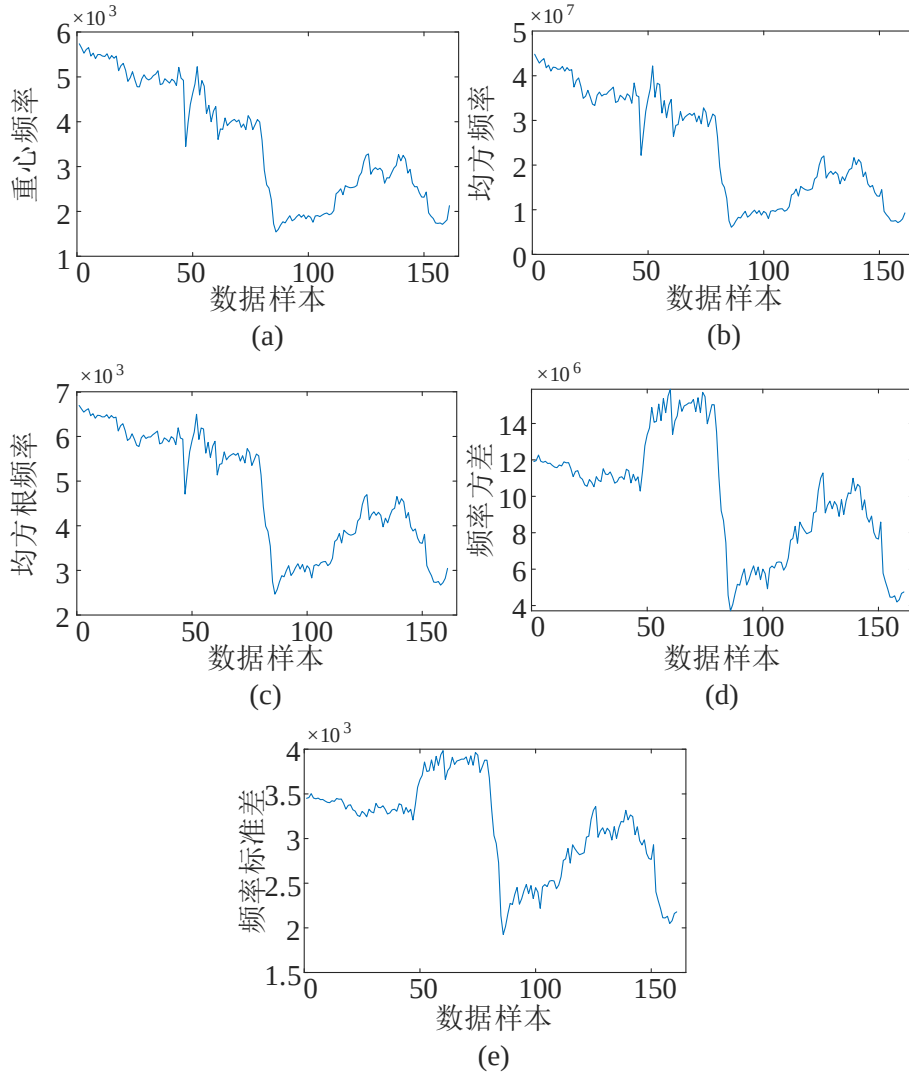


图 4-2 频域特征图(a)~(e)

观察图 4-2 频域特征波动图，可发现重心频率、均方频率及均方根频率特征波动图在前期表现出良好的趋势性和鲁棒性。而频率方差及频率标准差整体波动较大。

4.1.3 时频域特征

时频域特征提取通过提供关于信号时间和频率变化的详细信息，使得我们能够更好地理解信号的本质，可以获得信号在不同时间点上的频率信息，进而提取出描述信号特性的重要特征。本文选取谱峭度相关的时频域特征指标，谱峭度 (Spectral Kurtosis, SK) 用于度量信号在频域中能量分布的平坦度或尖锐度。

是通过将信号的频谱分解成多个频带或窗口，并计算每个窗口内信号的峭度得到。首先，对信号进行快速傅里叶变换（ FFT ）以获取其频谱 $X(f)$ 。将频谱 $X(f)$ 划分为多个频带或窗口。在每个频带内，计算功率谱的峭度，公式为

$$SK(f) = \frac{N \sum_{n=1}^N |X(f, n)|^4}{\left(\sum_{n=1}^N |X(f, n)|^2 \right)^2} - 2 \quad (4-1)$$

其中， N 是频带内的点数， $X(f, n)$ 是第 n 点在频率 f 的复振幅。

表 4-3 时频域特征指标

序号	名称	表达式
F23	谱峭度的均值	$\mu_{SK} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M SK(i)$
F24	谱峭度的标准差	$\sigma_{SK} = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (SK(i) - \mu_{SK})^2}$
F25	谱峭度的偏度	$\gamma_{SK} = \frac{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (SK(i) - \mu_{SK})^3}{(\sigma_{SK})^3}$
F26	谱峭度的峭度	$\kappa_{SK} = \frac{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (SK(i) - \mu_{SK})^4}{(\sigma_{SK})^4} - 3$

其中， M 是频带的总数， $SK(i)$ 是第 i 个频带的谱峭度。按照表 4-3 中时频域特征表达式，计算轴承 2-2 全寿命振动信号数据的时频域特征值，其特征波形图如图 4-3 所示。

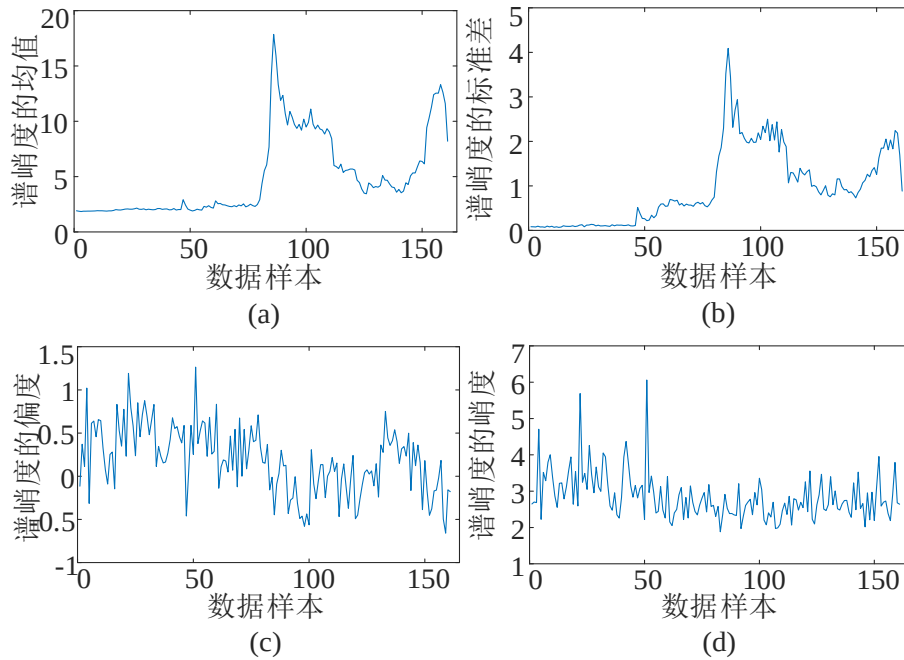


图 4-3 时频域特征(w)~(z)

观察图 4-3 时频域特征波动图，可发现谱峭度的偏差及峭度具有一定趋势性，但其鲁棒性较差，而谱峭度的均值及标准差具有不错的鲁棒性，整体趋势性不佳。

4.1.4 经验模态分解

滚动轴承在发生故障时，故障振动信号普遍是非平稳的，同时振动信号中有很多噪声信号。为了更加有效提取轴承振动信号中的有效成分，本文在使用第 3 章滤波方法对原始振动信号滤波降噪后，继续利用经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)对降噪后的信号进行处理，得到的 IMF 分量信号是简单的平稳信号，更包含了轴承性能退化过程中的众多微小退化特征信息，因此，从 IMF 分量提取性能退化特征可以更好的反映轴承性能退化状态。

EMD 可以将振动信号中不同尺度大小的故障波动或趋势分解成不同的 IMF 分量，流程如下：

- (1) 识别信号 $x(t)$ 中所有局部极大值点组成 $x_{\max}$ 、所有极小值组成 $x_{\min}$ ；
- (2) 根据 $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 构建信号 $x(t)$ 的上、下包络，并计算局部均值 $m(t)$ ，获取趋势项。

$$m(t) = (x_{\max} + x_{\min})/2 \quad (4-2)$$

- (3) 信号与趋势项的差为信号高频部分，记为 $h_1(t)$ ，检查 $h_1(t)$ 是否符合 IMF 条件，若符合，则成为 $x(t)$ 的第一个 IMF 分量；若不符合，则将 $h_1(t)$ 视为新的信号，重复上述步骤 n 次，直至得到第一个满足 IMF 条件的函数 $c_1(t)$ ；

- (4) 将 $x(t)$ 减去 $c_1(t)$ ，得到剩余信号 $r_1(t)$ ，重复以上步骤，可提取下一个 IMF 分量，依次为 $c_2(t)$ 、 $c_3(t)$ 等，分解完成后原始信号剩余的部分为 $r_n(t)$ 。原始信号 $x(t)$ 分解后如下所示：

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4-3)$$

其中， $c_i(t)$ 为 EMD 分解后各个 IMF 分量； $r_n(t)$ 为分解后的残差余项； i 和 n 为分解次数。

振动信号经过 EMD 分解后，主要的信息成分保存在前几个 IMF 分量中，因此本文主要选择前 4 个分量作为特征提取时的数据来源，而最后的几个分量成分主要是低频噪声，则直接去除。

将前 4 个 IMF 分量作为新的振动信号样本，在新样本基础上提取上述时域、频域、时频域特征。图 4-4 是某轴承的标准差（Standard Deviation, SD）特征波动图。其中，图 4-4（a）是滤波后振动信号提取的标准差特征图，图 4-4（b）是 EMD 分解后的第 1 个 IMF 分量提取的标准差特征图，两图波形的波动具有显著的差别。在轴承全寿命时间阶段的末期图 4-4（a）发生有明显的波动，呈现快速增长并下降的波动形式，SD 值在末期快速增长可以理解此时轴承故障状态发生较大变化，轴承振动加剧，但其突然下降难以解释。而图 4-4（b）则呈现持续增长趋势，表明滚动轴承损坏后，随着时间的推移，其振动幅度越来越大，性能退化趋势变得更加明显易查，轴承运行末期的快速增长可能轴承已经发生失效甚至无法正常运行。因此为了更加合理的对滚动轴承性能退化轨迹进行跟踪，将两种特征进行结合，可能更有利于提高轨迹跟踪的准确性。

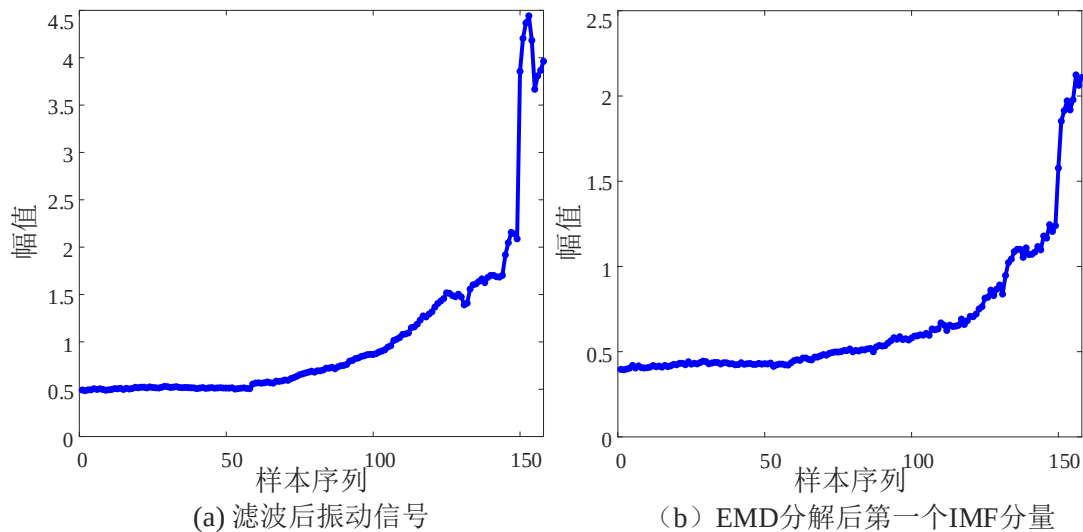


图 4-4 某轴承全寿命时间内标准差特征波动图

4.2 滚动轴承性能退化特征子集优选方法

为了选择更有利于滚动轴承性能退化轨迹跟踪的优质特征集，减少特征集的冗余，去除无效特征，本文在选择优质性能退化特征时考虑到特征单调性、相关性、鲁棒性和可分性等指标，建立一种性能退化特征优选体系，从初始特征集中选出能显著表征性能退化过程的优质特征，构建与性能退化过程密切相关的性能退化特征子集，用于滚动轴承性能退化轨迹跟踪。

4.2.1 退化特征性能评价指标

通过特征提取方法提取出的大量初始特征，将其直接用于性能退化轨迹跟踪时，初始特征集中可能含有大量对性能退化过程不敏感、性能退化趋势不明显以及无效的特征等问题，无法将初始特征高质量的用于滚动轴承性能退化轨迹评估，甚至影响评估结果。因此本文提出一种滚动轴承性能退化特征子集优选方法，用于对初始特征集进行筛选，构建优秀特征子集。

由于滚动轴承性能退化过程是一个时序过程，合理的性能退化特征可以显著表征滚动轴承的退化过程，对滚动轴承进行高质量的可靠性评估。在轴承实际运行中，优质的性能退化特征应具有时间相关性、单调性、退化阶段可分性以及鲁棒性等 4 个特点。其中相关性指标可以很好的度量特征信号与时间序列之间的相关程度；单调性指标可以表征退化特征随着轴承的运行其增长或下降的趋势变化；可分性指标可以反映退化特征区分轴承健康运行阶段与性能退化阶段的能力；鲁棒性指标可以量化性能退化特征的抗干扰能力。

本文将这 4 种评价指标作用于对初始特征进行评价优选，最终选择出优良特征，用于构建优质特征子集。滚动轴承全寿命周期的特征序列可以表示为 $F(t)=(f(t_1),f(t_2),\dots,f(t_k))$ 、时间序列可以表示为 $T=[t_1,t_2,\dots,t_k]$ ，其中 $f(t_k)$ 表示在 t_k 时轴承信号特征值， K 为时间长度。根据滚动轴承特征振动幅值变化可将确定的退化起始时刻点作为分界点，将轴承运行全过程分为正常运转阶段和退化阶段，表示为 $C=[c(t_1),c(t_2),\dots,c(t_k)]$ 。计算公式如下：

相关性指标：

$$Corr(F,T) = \frac{\left| K \sum_k f(k)t_k - \sum_k f(k)t_k \sum_k t_k \right|}{\sqrt{\left[K \sum_k f(k)^2 - \left(\sum_k f(k) \right)^2 \right] \left[K \sum_k (t_k)^2 - \left(\sum_k t_k \right)^2 \right]}} \quad (4-4)$$

单调性指标：

$$Mon(F) = \frac{1}{K-1} \left| \sum_k \delta(f(k+1) - f(k)) - \sum_k \delta(f(k) - f(k+1)) \right| \quad (4-5)$$

可分性指标:

$$Ide(F, C) = \frac{\sum_{k=1}^K (f(k) - \bar{f})(c_k - \bar{c})}{\sqrt{\left(\sum_{k=1}^K (f(k) - \bar{f})\right)^2 \left(\sum_{k=1}^K (c_k - \bar{c})\right)^2}} \quad (4-6)$$

鲁棒性指标:

$$Rob(F) = \frac{1}{K} \sum_k \exp\left(-\left|\frac{f(k) - SM(f(k))}{f(k)}\right|\right) \quad (4-7)$$

式中, $\delta(x)$ 为阶跃函数, $\delta(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$, $SM(x)$ 是平滑处理函数, 本文选择加权指数平滑法。

4.2.2 退化特征指标优选

以上 4 个特征评价指标的值域均为[0,1], 同时分值越大表示其在该方面的优良性越好。单一评价指标只能片面地评价特征在某一方面的优异性, 为了综合利用 4 个评价指标选择出最优特征子集, 将 4 个指标线性加权作为特征筛选标准, 具体公式为如下所示。分别计算出特征的 4 个性能指标分值, 线性加权融合之前, 各指标分值归一化处理, 这样做是为了消除量级的影响, 防止某个指标的量级过大而影响结果的有效性。

$$J = \omega_1 Corr(F, T) + \omega_2 Mon(F) + \omega_3 Rob(F) + \omega_4 Ide(F, C) \quad (4-8)$$

$$s = \begin{cases} \omega_i > 0 \\ \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1 \end{cases}, i=1, 2, 3, 4 \quad (4-9)$$

式中: J 为特征各项指标加权后线性叠加的综合指标; $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 为个特征评价指标的权重。

在滚动轴承性能退化状态评估的研究领域, 重点关注的是特征在轴承全寿命周期里的整体变化趋势, 以及特征信号序列对噪音干扰或异常信号的容忍能力。因此在对特征进行筛选时, 应注重单调性及鲁棒性指标权重, 故本文权重 $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 分别取 0.2, 0.4, 0.3, 0.1。

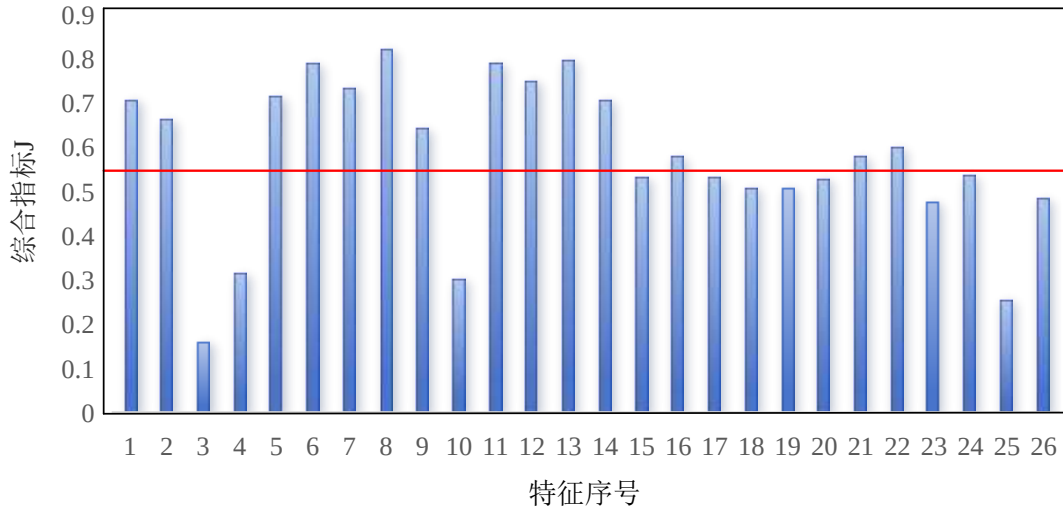


图 4-5 某个轴承特征筛选示意图

线性加权融合之后，计算得到每个特征的综合得分，并作[0-1]归一化操作。由于评价指标综合得分值和特征的综合性能成正相关，分值越高，表示该特征的综合性能越好，在进行特征筛选时，越应该保留。在实际选择时，按照筛选阈值为0.55的标准，保留归一化后分值在0.55以上的特征。图4-5显示了以0.55为阈值的某个轴承特征筛选示意图。

4.3 实验验证

为了验证本文所提出的滚动轴承性能退化特征子集优选方法的有效性，以XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集中轴承 2-2 数据样本为例进行实验验证^[79]。首先以第 3 章滤波降噪为基础，对轴承数据进行预处理，获取优质的数据源；其次分别对滤波后振动信号样本以及滤波信号 EMD 分解后的前四个 IMF 分量，提取时域、频域、时频域等特征，组成两个特征集，记为特征集 1 和特征集 2；再应用滚动轴承性能退化特征子集优选方法，从两个特征集中分别筛选出具有代表性且优良性较好的特征，构成两个优质特征子集。

4.3.1 轴承 2-2 原始特征集 1 优选结果分析

利用上述特征子集优选方法，对特征集 1 的 26 个特征序列进行特征评价，得到特征综合指标评价结果如图 4-6 所示，此图为以 0.55 为阈值的特征集 1 特征筛选图。以综合评价指标得分排名前六和后四的特征为例进行分析，表 4-4 列

出了综合指标值前六个和后四个的特征评估结果。图 4-7 为特征集 1 中前六个最优特征的特征图，其综合指标值均大于 0.55，图 4-8 为特征集 1 中四个最差特征图。

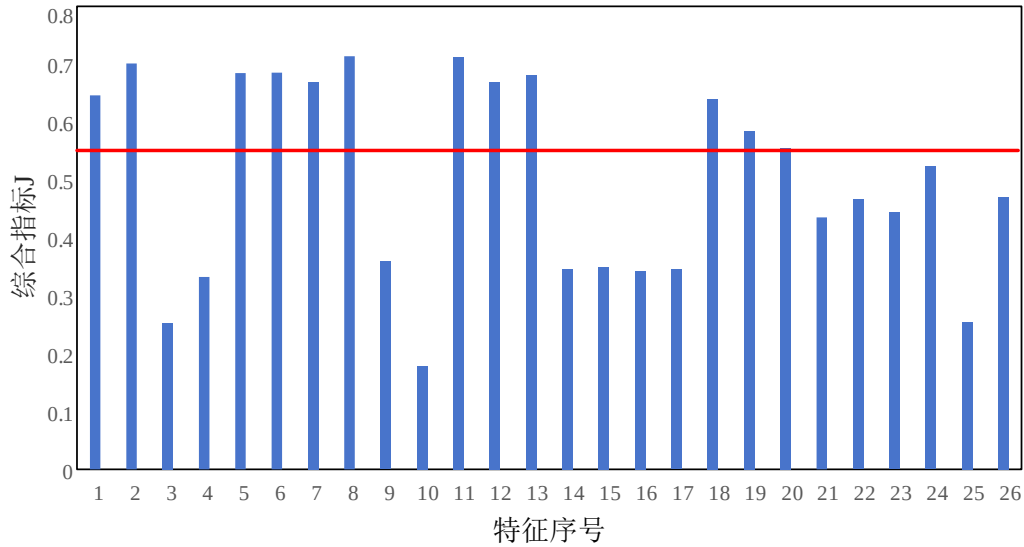


图 4-6 特征集 1 的特征筛选图

观察图 4-4，可知综合指标值大于 0.55 的特征共 11 个，包含时域特征 9 个、频域特征 3 个，无时频域特征。即利用滚动轴承性能退化特征子集优选方法从特征集 1 中 26 个初始特征筛选出 11 个优质特征，筛选出的优质特征数量占原始特征数量的 42.3%，去除了很多不能很好地表征轴承性能退化状态的无效特征。

表 4-4 特征集 1 特征评估结果

特征序号	相关性指标	单调性指标	鲁棒性指标	可分性指标	综合指标 J
F-8	0.9295	0.6252	0.7360	0.5700	0.7137
F-11	0.9294	0.6250	0.7357	0.5615	0.7128
F-2	0.9789	0.4464	0.9491	0.4211	0.7012
F-6	0.9252	0.5714	0.73260	0.5196	0.6853
F-5	0.9776	0.5179	0.7806	0.4770	0.6845
F-13	0.9224	0.5536	0.7326	0.5604	0.6817
F-4	0.6376	0.1252	0.3594	0.4695	0.3323
F-25	0.5659	0.0254	0.4103	0.0826	0.2545
F-3	0.5892	0.1071	0.2122	0.2864	0.2530
F-10	0.2499	0.0252	0.3455	0.1462	0.1782

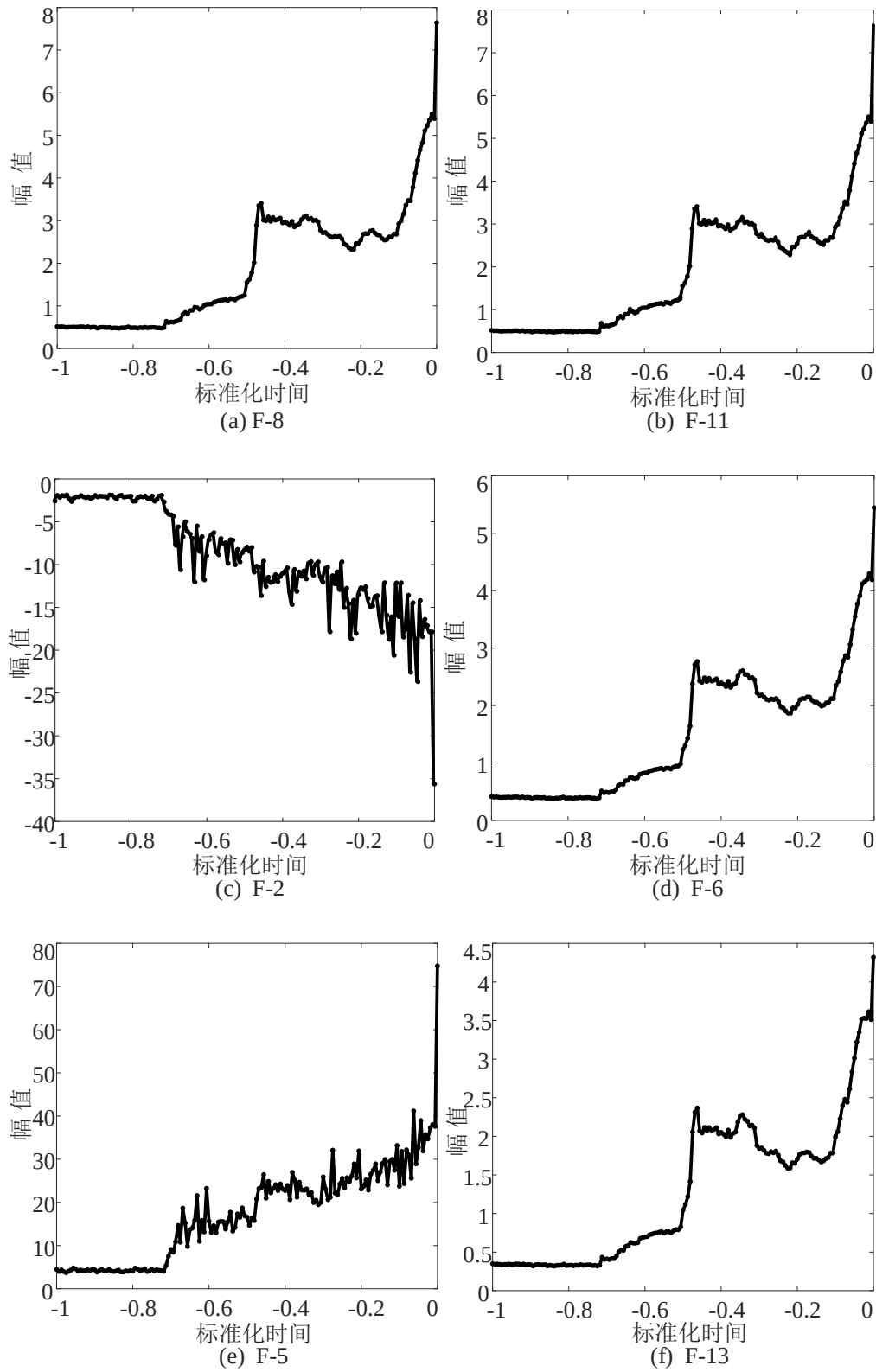


图 4-7 特征集 1 中前六个最优特征的特征图

观察图 4-7 可以发现，从综合指标 J 中筛选出的前六个特征可以清楚反映轴承 2-2 在全寿命运行时间内的整体性能退化趋势，但其实不难发现，选出的六个

特征之间，F-8、F-11、F-6 和 F-13 等四个特征波形具有极高相似度，经过特征评价筛选后的优质特征，仍存在特征冗余情况。其次，观察表 4-4 发现，轴承性能退化特征的各评价指标之间存在相互竞争情况，单一评价指标无法获取最优的退化特征，如 F-2 特征的相关性指标和鲁棒性指标大于 F-6 特征，但 F-6 特征单调性和可分性指标大于 F-2 特征。与相关性和鲁棒性相比，轴承性能退化特征的单调性和可分性小于前两者，可能是因为滚动轴承实际退化过程是随机过程，具有不确定性，轴承性能退化特征不具备严格单调特性；以及故障早期阶段特征幅值变化不明显，与正常状态的特征幅值差异不显著，导致可分性指标不高。

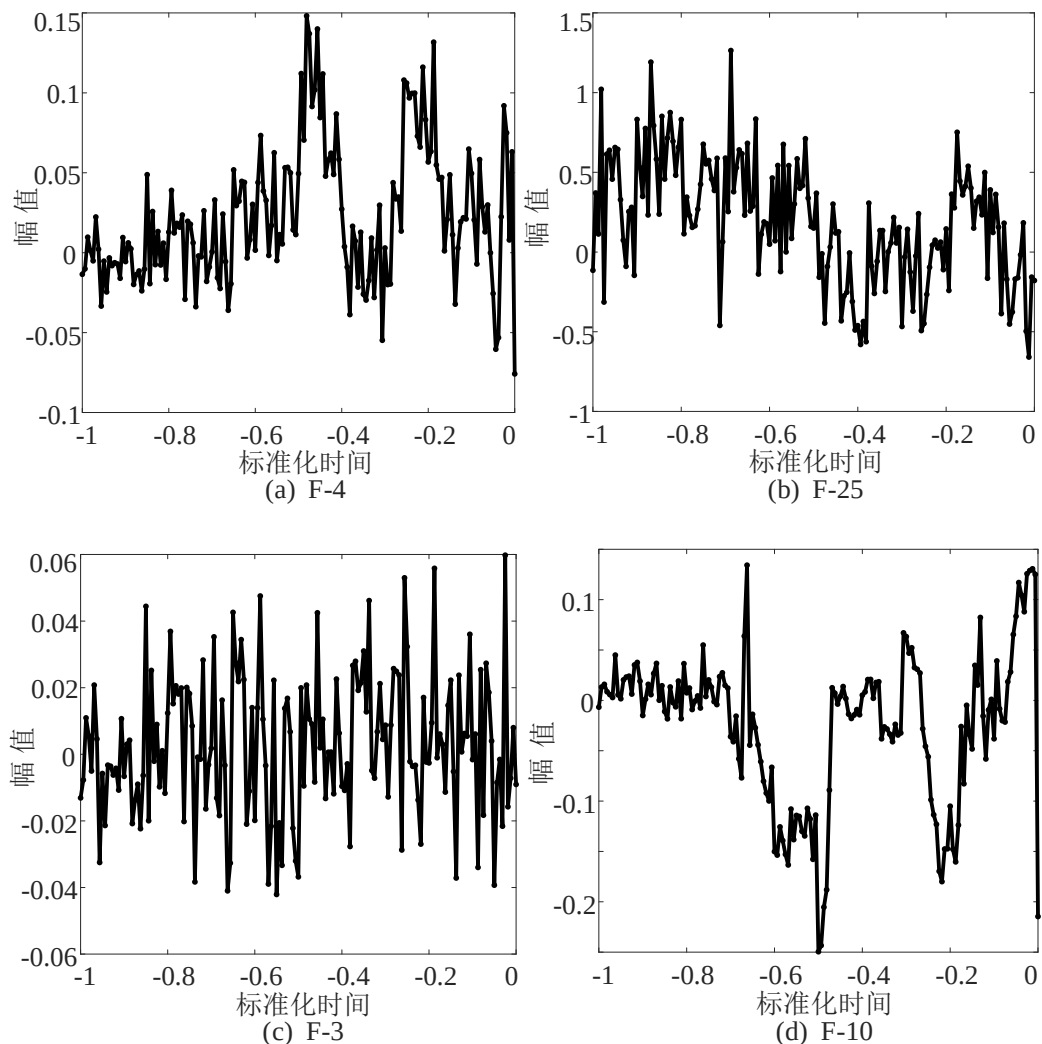


图 4-8 特征集 1 中四个最差特征的特征图

观察表 4-4，按照综合特征指标值筛选出的四个最差特征其单调性指标得分很低，而其他指标相对于前六个优质特征均保持很低水平。观察图 4-8，可以看

出四个特征波动明显，且毫无规律性及趋势性，说明鲁棒性和单调性很差，与表中数据相符合。

4.3.2 轴承 2-2 EMD 分解后特征集 2 优选结果分析

利用以上特征子集优选方法，对 EMD 分解后特征集 2 的 104 个特征序列进行特征评价，得到特征综合指标值如图 4-9 所示。

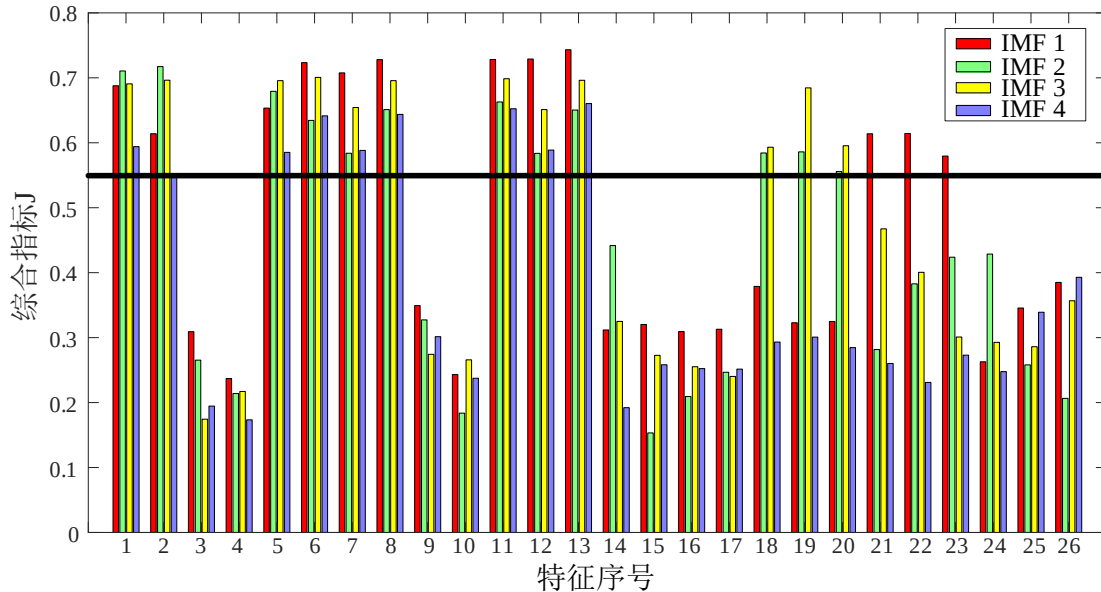


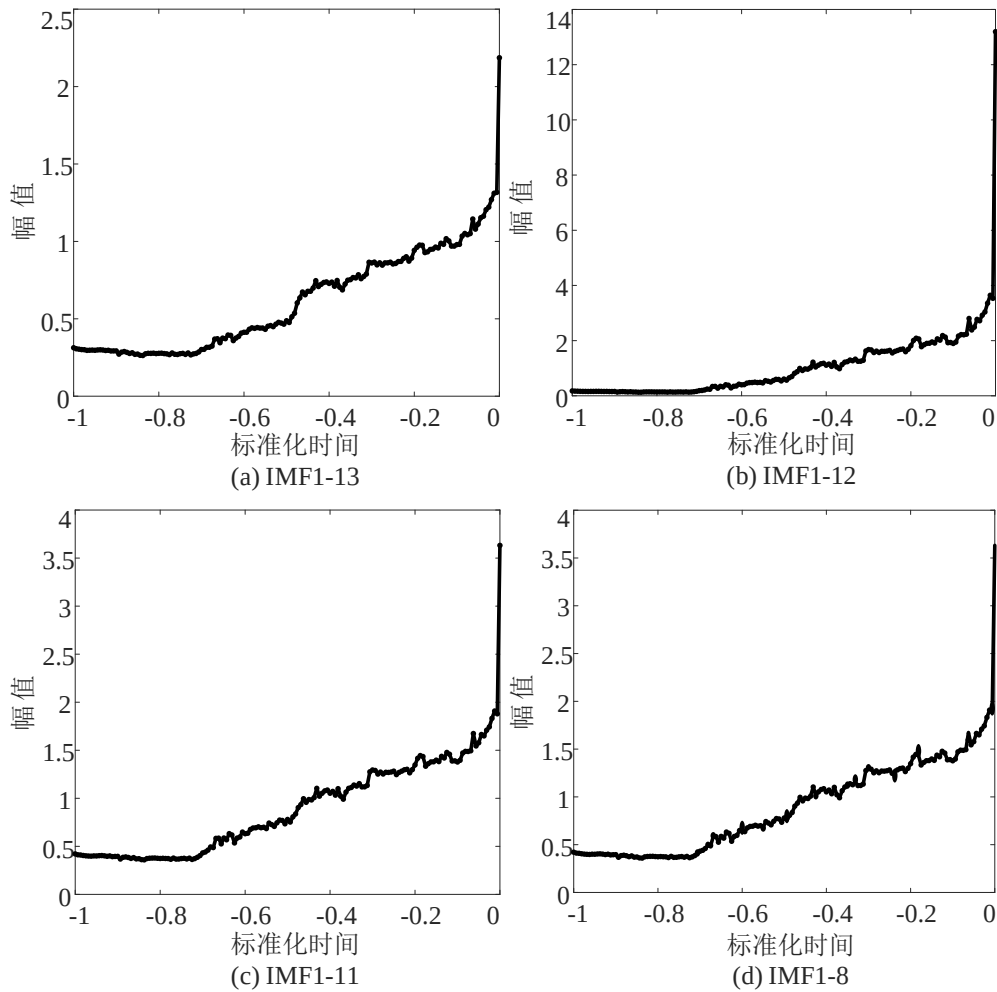
图 4-9 特征集 2 的特征筛选图

观察图 4-4，可知综合指标值大于 0.55 的特征共 45 个，包含时域特征 36 个、频域特征 9 个。即利用滚动轴承性能退化特征子集优选方法从特征集 2 中 104 个初始特征筛选出 45 个优质特征，筛选出的优质特征数量占原始特征数量的 43.2%，去除了很多不能很好地表征轴承性能退化状态的无效特征。

以综合评价指标得分排名前六和后四的特征为例进行分析，表 4-5 列出了特征集 2 中综合指标值排名前六和后四个特征评估结果。图 4-10 为特征集 2 中前六个最优特征的特征图，其综合指标值均大于 0.55，图 4-11 为特征集 2 中四个最差特征图。

表 4-5 特征集 2 特征评估结果

特征序号	相关性指标	单调性指标	鲁棒性指标	可分性指标	综合指标 J
IMF1-13	0.9508	0.7215	0.7644	0.3510	0.7432
IMF1-12	0.9285	0.7107	0.7717	0.2744	0.7290
IMF1-11	0.9630	0.6737	0.7690	0.3537	0.7282
IMF1-8	0.9030	0.6837	0.7759	0.4110	0.7280
IMF1-6	0.9546	0.6815	0.7848	0.2441	0.7234
IMF2-2	0.9072	0.7353	0.7385	0.2018	0.7173
IMF2-10	0.2298	0.1053	0.2517	0.2017	0.1837
IMF3-3	0.3246	0.0243	0.2811	0.1539	0.1744
IMF4-4	0.3193	0.0375	0.2748	0.1216	0.1735
IMF2-15	0.0367	0.0894	0.3200	0.1018	0.1533



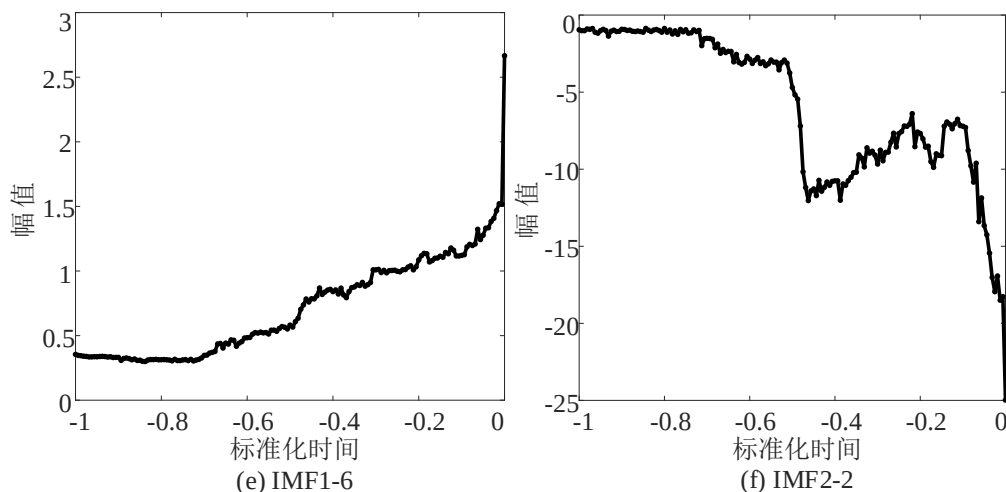


图 4-10 特征集 2 中前六个最优特征的特征图

观察图 4-10 可以发现，从综合指标 J 中筛选出的前六个特征清楚反映轴承 2-2 在其全寿命运行时间内整体性能退化趋势，与特征集 1 优选结果分析一样，发现经过特征评价筛选后的优质特征之间仍存在特征冗余情况，如 IMF1-13、IMF1-12、IMF1-11、IMF1-8、IMF1-6 等特征的波形及波动趋势具有极高相似度。

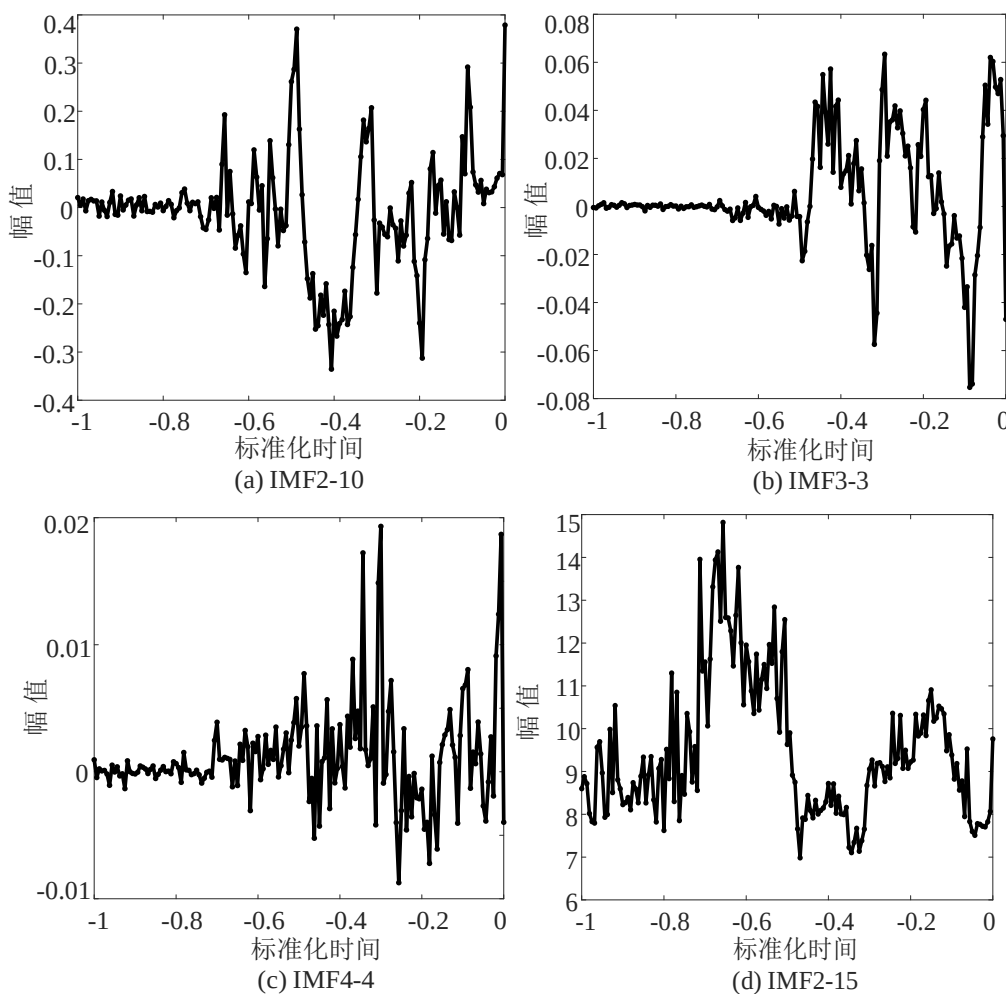


图 4-11 特征集 2 中四个最差特征的特征图

观察图 4-11，可以看出四个特征整体无明显趋势性变化，说明单调性很差；而特征 IMF2-10、IMF3-3 与 IMF4-4 在轴承全寿命周期的前期平稳波动，说明在此阶段具有一定稳定性，然而剩余阶段与特征 IMF2-15 一样，存在明显的波动，进而导致整体鲁棒性较低。

综合上述两种特征集优选结果，发现本章提出的滚动轴承性能退化特征子集优选方法可以有效筛选出显著表征滚动轴承性能退化过程的优质特征，且可以利用综合指标值量化特征表征滚动轴承性能退化趋势的能力。通过本方法可以筛选出大量优质特征，有效去除大量无效特征，但是筛选出的优质特征之间存在因相关性较高造成优质特征冗余的情况，即综合指标值不具备量化特征与特征之间相关性的能力。并且筛选出的优质特征的综合指标值相差不大，更无法很好的判断那些特征对滚动轴承性能退化轨迹评估更有效果。因此在特征评价筛选后的优质特征子集仍需要进一步做去冗余处理，降低优质特征之间的重复性，以提高性能退化特征质量，进而提高轴承性能退化轨迹跟踪精度，降低拟合误差。

4.4 本章小结

本章通过提出相关性、单调性、鲁棒性以及可分性等 4 个特征评价指标，提出了一种基于滚动轴承性能退化轨迹评估的特征子集优选方法，以综合指标 J 量化了轴承特征表征滚动轴承性能退化趋势的能力，筛选出可以显著表征滚动轴承性能退化过程的优质特征，有效去除了大量不能显著表征滚动轴承退化状态的无效特征以及冗余特征，构建了优质的滚动轴承性能退化特征子集，进一步提高了特征集质量。

通过 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集中轴承 2-2 振动信号数据，验证了所提方法的有效性，为后续滚动轴承性能退化轨迹跟踪的研究奠定了基础。

第 5 章 滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究

滚动轴承在旋转机械装备正常运行中扮演着至关重要的角色，其健康状况直接影响整体设备的性能与稳定性。为防止轴承故障导致设备停机，对其性能退化过程进行精确评估变得尤为关键，这不仅有助于掌握轴承在工作期内性能退化的具体细节，也能预见其未来的变化趋势。通常情况下，轴承会在完全失效之前经历一个性能逐步衰减的过程。在此期间，借助性能退化轨迹跟踪技术，可以有效地跟踪并评估轴承的健康状况。本章基于之前章节的讨论分析和主成分分析方法，提出了一个简单有效的滚动轴承性能退化轨迹跟踪指标，并使用滚动轴承整个生命周期内的振动信号测试数据验证了性能退化轨迹跟踪有效性和准确性。

5.1 基于主成分分析的特征变换

主成分分析常被用于多维数据降维处理，其利用线性变换将多数据变量转化为能表征原始数据变量绝大部信息的几个主成分，主成分根据方差最大化原则从大到小降序排列，其中第 1 主成分在原始数据样本中的差异最大。通过 PCA 处理，可将相关性密切的数据变量去除，保留较少并能表征原始数据样本绝大多数信息的变量，使得数据维度得到有效降低。

基于第 4 章滚动轴承性能退化特征优质特征子集结果分析可知，筛选出的优质特征依旧很多，众多高质量特征之间存在显著的相关性，因此，本节应用 PCA 对优质特征子集进一步精细化处理，旨在剔除冗余特征，仅保留能显著表征滚动轴承性能退化过程且对退化过程敏感的前几个主成分特征，有效地精简特征子集，降低冗余信息的干扰。

对 m 行 n 列数据组成的样本 X ，通过主成分分析技术的应用，得到含 k 个主成分的向量矩阵 P 。

$$P_k = (P_{1k}, P_{2k}, \dots, P_{mk})^T, k = 1, 2, \dots, n \quad (5-1)$$

式中， m 为数据维度； n 为样本数量； P 为主成分向量矩阵。则数据样本的主成分矩阵 T 为：

$$T = XP \quad (5-2)$$

主成分矩阵 T 中的组成成分为：

$$t_{ij} = \sum_{k=1}^m p_{kj} x_{ik} \quad (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m) \quad (5-3)$$

根据式(5-1)可得，第 j 个主成分：

$$T_j = \sum_{k=1}^m X_k P_{kj} \quad (j=1, 2, \dots, m) \quad (5-4)$$

各主成分向量之间相互正交，即：

$$T_j T_{j'} = \sum_{k=1}^m \sum_{k'=1}^m X_k X_{k'} P_{kj} P_{k'j'} = 0 \quad (j \neq j') \quad (5-5)$$

以分量形式表示，则矩阵表达式为：

$$T^T T = (XP)^T XP = P^T X^T XP = P^T DP = \Lambda \quad (5-6)$$

式中 $D = X^T X$ 为协方差矩阵， Λ 为对角矩阵， Λ 可表示为：

$$\Lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m] \quad (5-7)$$

由于主成分向量内列向量相互正交，则需要满足下列条件：

$$\sum_{i=1}^n p_{ij} p_{ik} = \delta_{jk} = \begin{cases} 0, (j \neq k) \\ 1, (j = k) \end{cases} \quad (5-8)$$

PCA 的一般表达式为：

$$PP^T DP = P\Lambda \quad (5-9)$$

$$DP = P\Lambda \quad (5-10)$$

式中， D 为特征矩阵，特征值 λ_j 需满足下列条件：

$$DP_j = \lambda_j p_j \quad (5-11)$$

即：

$$|D - \lambda_j I| = 0 \quad (5-12)$$

根据式（5-11）求得 λ_j ，以及与之相对应的特征向量。

若原始数据中含有 m 个特征向量，其对应的协方差矩阵也具有 m 个特征值。提取特征值对应的特征向量后，可形成 m 个主成分，实现数据样本的降维，得到简化的特征样本。

当使用主成分分析处理实际样本时，主成分向量的空间维度是关键因素。选择过多主成分向量时没有降维效果，而选择过少则可能导致信息丢失。因此，需要量化各主成分向量对原始数据信息的表征，引入主成分贡献率来评估信息量。贡献率越高的主成分包含更多样本信息。贡献率表达式为：

$$g_e = -\frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \quad (5-13)$$

若 m 维原始特征，仅取前 Y 个主成分， Y 个主成分代表的总贡献率 G 为:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^Y \lambda_j}{\sum_{i=1}^m \lambda_j} \quad (5-14)$$

通过设定所需的总贡献率来计算合适 Y 值，也可以逐个计算每个特征向量的贡献率，选择贡献率较高的主成分特征，使得累计贡献率达到 85% 以上。主成分的特征值越大，其贡献率越高，两者呈正相关。图 5-1 展示了某个数据集上各主成分特征值示例。表 5-1 为对某一个数据集提取 26 个特征序列后，PCA 降维后 26 个不同主成分贡献率、累计贡献率以及特征值。

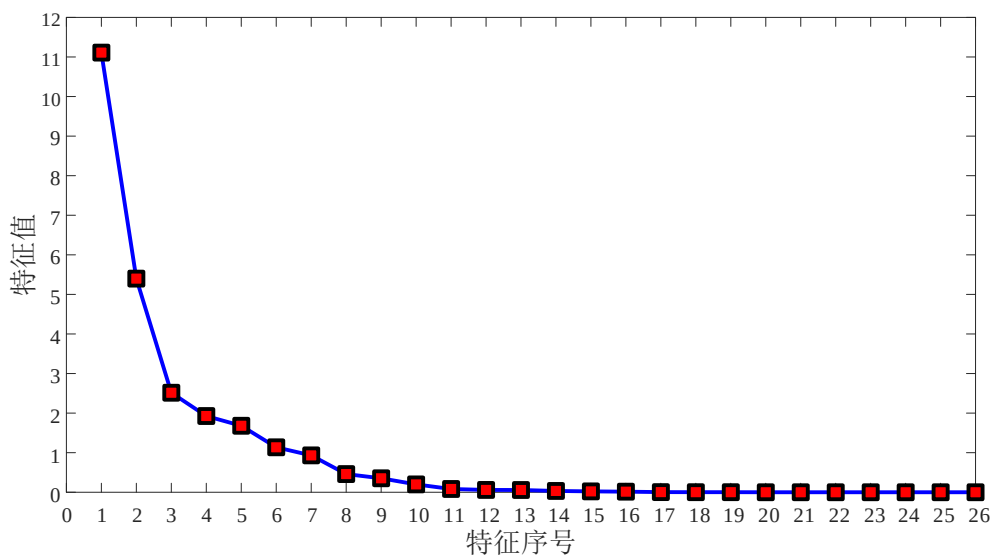


图 5-1 主成分分析的特征值

表 5-1 各主成分特征值、贡献率及累计贡献率

主成分	特征值	贡献率	累计贡献率
M_1	11.1	42.74%	42.74%
M_2	5.40	20.77%	63.51%
M_3	2.52	9.68%	73.19%
M_4	1.93	7.41%	80.60%
M_5	1.68	6.46%	87.06%
M_6	1.14	4.37%	91.43%
M_7	0.93	3.59%	95.02%
$M_8 \sim M_{26}$	-	4.98%	100%

观察表 5-1，前 7 个特征值（即 7 个主成分）的累计贡献率已达到 95.02%，

而主成分累计贡献率 85%以上即可充分表征原始样本信息，因此，可根据特征值大小以及贡献率选择前 5~7 个主成分来表征 26 个原始特征。

5.2 基于欧氏距离的退化轨迹跟踪指标构建

本文以欧氏距离为基础进行退化轨迹跟踪指标的建立。对于滚动轴承振动信号样本 $x_i = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ， N 表示信号采集样本总数。提取特征信号后，利用第 4 章滚动轴承性能退化特征子集优选方法进行特征筛选，构建出优质特征子集，再通过 PCA 特征降维，每个样本由 Y 个能够反映轴承退化信息的主成分特征表征，第 i 个样本 Y 个主成分特征表示为 $x_i = [PCA_1^i, PCA_2^i, \dots, PCA_Y^i]^T$ 。滚动轴承性能在正常运行状态时，特征指标值是处于小范围上下波动，其总体波动状态表现出平稳状态，故以主成分特征在平稳阶段平均值作为轴承健康状态参考值，称为健康阈值 $x_H = [PCA_1^H, PCA_2^H, \dots, PCA_Y^H]^T$ 。滚动轴承在性能退化过程中，相应的主成分特征幅度亦发生变化，记录每个运行时刻的轴承状态信息为 $x_i = [PCA_1^i, PCA_2^i, \dots, PCA_Y^i]^T$ ， i 表示滚动轴承运行时刻，即第 i 个信号样本。计算 x_H 和 x_i 间欧氏距离大小 d_i ，作为本文滚动轴承退化轨迹跟踪指标，量化滚动轴承的性能退化过程，公式如下：

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^Y (x_i - x_H)^2}, i = 1, 2, \dots, N \quad (5-15)$$

综上，本文利用欧式距离向量 $r = [r_1, r_2, \dots, r_N]$ 量化滚动轴承退化过程随运行时间的变化。若 d_i 在某时间范围内发生极小的上下波动，表明此轴承当前健康状态越趋于正常状态；若 d_i 在某时间范围内沿某一趋势不断增大，表明此时轴承损坏程度不断加重；若某时刻 d_i 值发生突变，可判定轴承运行状态发生质变，即可能存在从正常状态变化到故障早期、从故障中期变化到故障晚期、从故障晚期变化到严重损坏甚至是失效阶段。即 d_i 值与轴承性能退化过程呈正相关。

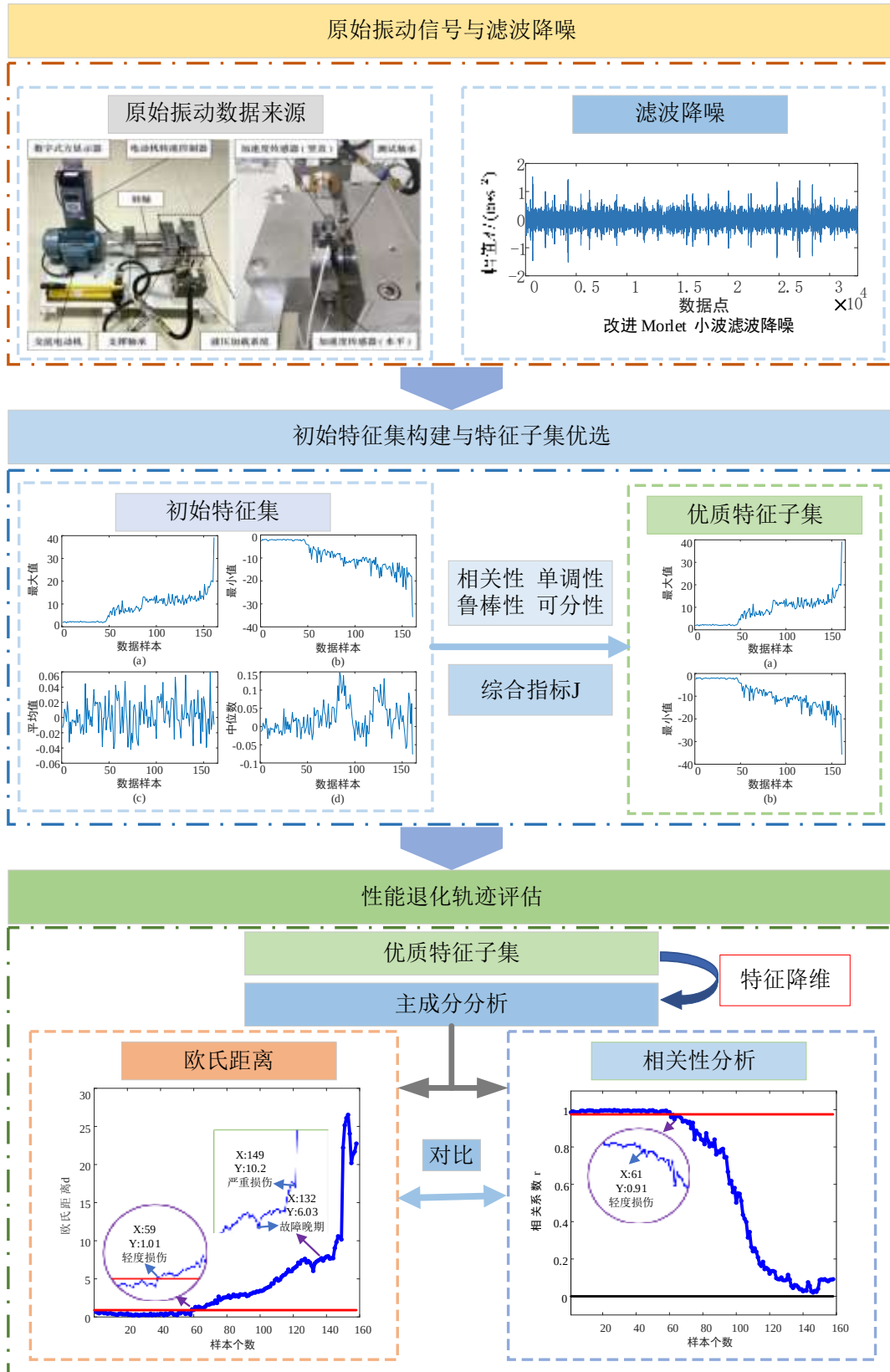


图 5-2 滚动轴承性能退化轨迹跟踪流程

本文提出的滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法流程如图 5-2 所示，主要分为以下 3 个步骤：

(1)通过公开数据集获取原始振动信号，以第 3 章基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波方法对滚动轴承原始振动信号进行滤波降噪处理，获取降噪后的振动信号数据。

(2)基于第 4 章滚动轴承性能退化特征子集优选方法对提取的初始特征集进行特征筛选，以综合指标 J 大小选择优质特征构建优质特征子集。

(3)由于筛选后的特征之间其相关性依旧很大，对优质特征子集中的特征进行主成分分析，实现特征降维，剔除优质特征子集中的冗余特征；采用欧氏距离建立轴承性能退化轨迹跟踪指标，并结合公开数据集数据验证所提评估方法，绘制轴承性能退化轨迹曲线，分析轴承退化详细过程，同时与以相关性分析指标的评估结果进行对比。

5.3 实验验证

5.3.1 XJTU-SY 滚动轴承数据集轴承 2-2 实验验证

为验证所提滚动轴承性能退化轨迹评估方法的有效性，以第四章轴承 2-2 特征子集优选后的特征子集 1 和特征子集 2 为基础，将 2 个特征子集组成特征子集 3，共形成特征子集 1、特征子集 2、特征子集 3 等 3 个特征集。分别通过 PCA 进行特征降维，选择主成分特征值大于 1 的主成分，并按照 5.2 节流程构造每个特征集的退化轨迹跟踪指标，得到整个寿命阶段内的退化轨迹曲线，如图 5-3、图 5-4、图 5-5 所示。

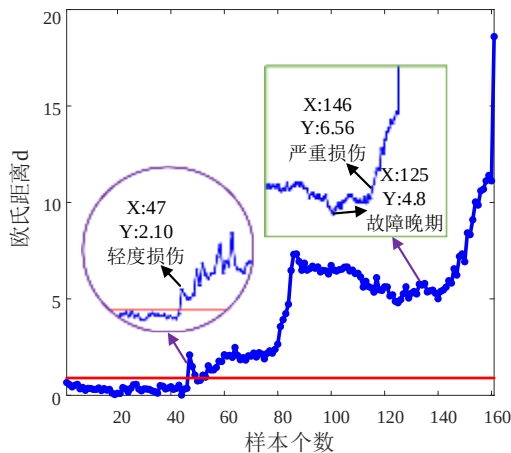


图 5-3 性能退化轨迹曲线(特征子集 1)

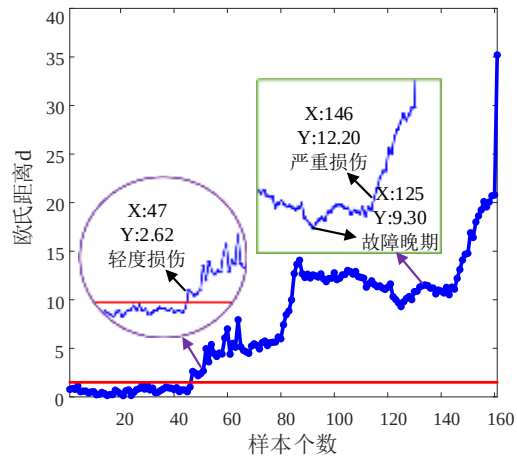


图 5-4 性能退化轨迹曲线(特征子集 2)

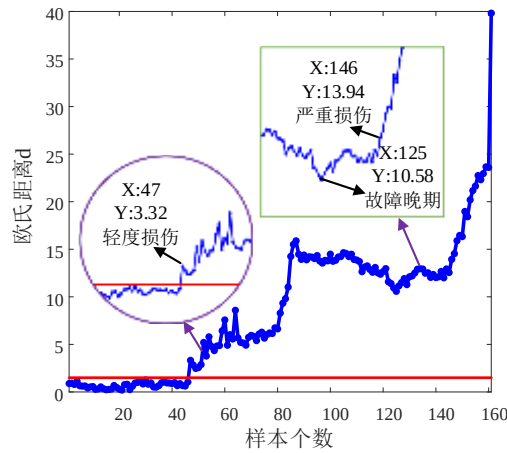


图 5-5 性能退化轨迹曲线(特征子集 3)

观察图 5-3~图 5-5，可见起初较长一段运行时间（前 47 个样本期间），轴承的健康评估曲线展现出平稳态势，反映轴承处在一个较为稳定的正常工作阶段。平稳期之后，轴承性能退化轨迹曲线出现多次明显突变。在第 47 个样本处评估曲线发生突变，此处欧氏距离的增大反映出此时滚动轴承发生初始故障，即为滚动轴承故障早期阶段的开始点；在第 80-100 个样本之间出现第 2 次突变，此时可认为此阶段属于故障中期阶段，其变化趋势与滚动轴承故障中期趋势相符合；在之后阶段退化曲线处于一种稳定下降趋势，并在一定范围内波动，此段时间可认为故障状态即将变化到故障晚期，在第 125 个样本出现突变，可认为此时滚动轴承故障状态进入晚期故障，即第 125 个样本点为滚动轴承晚期故障阶段的开始点或为故障中期结束点；在接下来极短的滚动轴承运行时间里，在第 146 个样本处发生最后一次突变，此后滚动轴承性能退化评估曲线快速增大，直至运行结束，可认为此阶段轴承从故障晚期变化到严重损坏甚至是失效阶段。

将 3 种退化轨迹曲线进行对比，发现特征子集 2 和特征子集 3 的退化过程更加详细，退化趋势波动更加明显，验证了 EMD 分解后的众多微小退化特征更显著更细致表征轴承性能退化详细过程。特征子集 3 相较于特征子集 2 的性能退化趋势波动更明显细致，在第 47 个样本点的欧式距离值(3.32)均大于特征子集 1(2.10)、特征子集 2(2.62)，其余故障时期亦相同，证实了两种特征子集的结合更有利于提高退化轨迹跟踪的准确性，更加显著表征了轴承退化趋势。

5.3.2 XJTU-SY 滚动轴承数据集轴承 1-3 实验验证

为再次验证所提滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法的有效性, 本文选用 XJTU-SY 滚动轴承数据集中轴承 1-3 子数据集进行实验分析^[79], 公开数据集详细内容见第 2.3.1 节。并以相关性分析^[89]建立的退化评估指标进行对比。该子数据集在工况 1(2100 rpm-12 kN)下运行 2 h 38 min 后滚动轴承的外圈疲劳损坏实验终止。实验采集了测试轴承在水平和垂直方向上各 158 个样本。图 5-6 为该子数据滚动轴承的全寿命周期水平振动信号时域波形图。

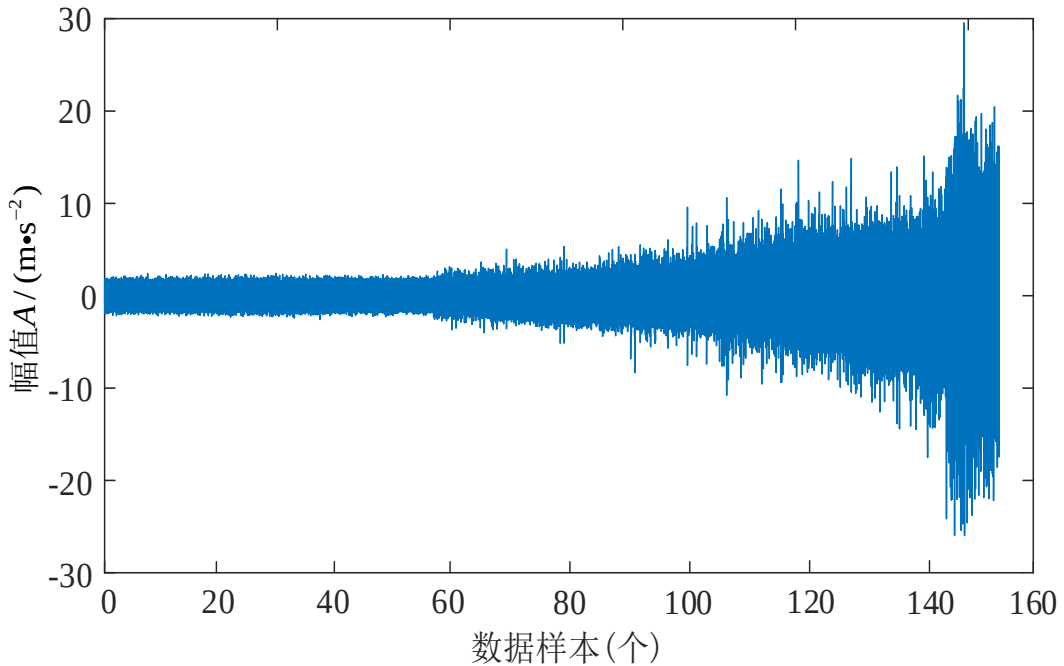


图 5-6 全寿命周期水平振动信号时域波形图

(1) 原始振动信号与 EMD 分解后 IMF 分量特征提取

取轴承 1-3 全寿命水平振动信号 158 组数据, 并对数据进行滤波降噪处理后, 根据 4.1 节滚动轴承振动信号特征处理中时域、频域、时频域的 26 个特征指标提取方法, 构建出 158×26 高维特征集矩阵, 命名为特征集 H1。

为获得更精细的轴承退化信息, 将水平方向振动信号进行 EMD 处理, 进而从分解后 IMF 分量中提取特征。经 EMD 处理后, 原信号分解出前 8 个 IMF 分量, 如图 5-7 所示。观察各分量波形振动, 取前 4 个振动较为明显的分量进行特征提取, 最后得到 104 个特征, 构建出 158×104 高维特征矩阵, 命名为特征集 HE1。并将两个特征集组合形成新的初始特征集 HHE1。

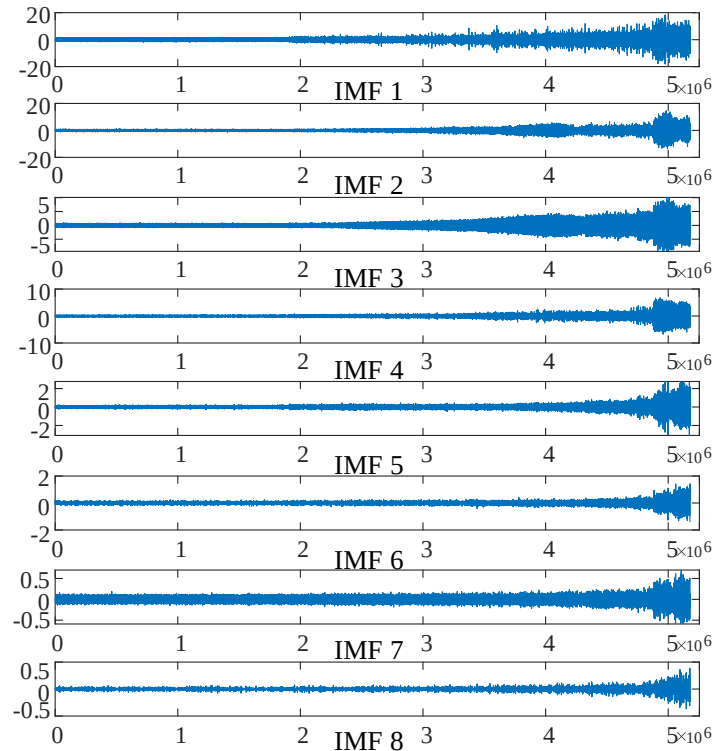


图 5-7 EMD 分解的 8 个 IMF 分量

(2)滚动轴承性能退化特征筛选与特征子集构建

利用 4.2 节滚动轴承性能退化特征子集优选方法分别对特征集 H1、特征集 HE1 进行特征筛选。设定相关性、单调性、鲁棒性、可分性指标权重向量为 $(\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4)=(0.2,0.4,0.3,0.1)$ ，为了选择最优特征子集，设置特征筛选阈值为 0.55，筛选结果如表 5-2 所示。

表 5-2 特征集特征评估结果

特征子集	特征序号
H2	F-1、F-2、F-5、F-6、F-7、F-8、F-9、F-11、F-12、F-13、F-14、F-16、F-21、F-22
HE2	IMF1-1、IMF1-2、IMF1-5、IMF1-6、IMF1-7、IMF1-8、IMF1-9、IMF1-11、IMF1-12、IMF1-13、IMF1-14、IMF1-16、IMF1-18、IMF1-19、IMF1-20、IMF1-21、IMF1-22; IMF2-1、IMF2-2、IMF2-5、IMF2-6、IMF2-7、IMF2-8、IMF2-11、IMF2-12、IMF2-13、IMF2-14、IMF2-21、IMF2-22; IMF3-1、IMF3-2、IMF3-5、IMF3-6、IMF3-7、IMF3-8、IMF3-11、IMF3-12、IMF3-13、IMF3-18、IMF3-19、IMF3-20、IMF3-26; IMF4-1、IMF4-2、IMF4-5、IMF4-6、IMF4-7、IMF4-8、IMF4-11、IMF4-12、IMF4-13、IMF4-21

表 5-2 中新的特征子集 H2 由特征集 H1 中的优良特征组成，新的特征子

集 HE2 由特征集 HE1 中的优良特征组成，并将两个新的特征子集结合构成特征子集 HHE2。结合上述特征提取中原始数据及 EMD 分解后形成的特征集 H1、HE1、HHE1。综上形成 6 个特征集，分别为初始特征集 H1、HE1、HHE1 和新特征子集 H2、HE2、HHE2。

(3)滚动轴承性能退化轨迹跟踪评估

对以上特征集分别通过 PCA 进行特征降维，选择主成分特征值大于 1 的主成分，并按照 5.2 节流程构造每个特征集的退化轨迹跟踪指标，得到整个寿命阶段内的退化轨迹曲线，如图 5-8(a)、5-9(a)、5-10(a)、5-11(a)、5-12(a)、5-13(a)所示。各特征集主成分个数及累计贡献率如表 5-3 所示。并将 6 个特征集按照相关性分析构建的滚动轴承退化轨迹跟踪指标，求得滚动轴承全寿命阶段内的性能退化轨迹曲线，如图 5-8(b)、5-9(b)、5-10(b)、5-11(b)、5-12(b)、5-13(b)所示。

表 5-3 特征集主成分个数及累计贡献率

特征集	主成分个数	累计贡献率
H1	6	91.43%
HE1	20	93.33%
HHE1	24	92.23%
H2	3	96.64%
HE2	8	90.56%
HHE2	9	91.55%

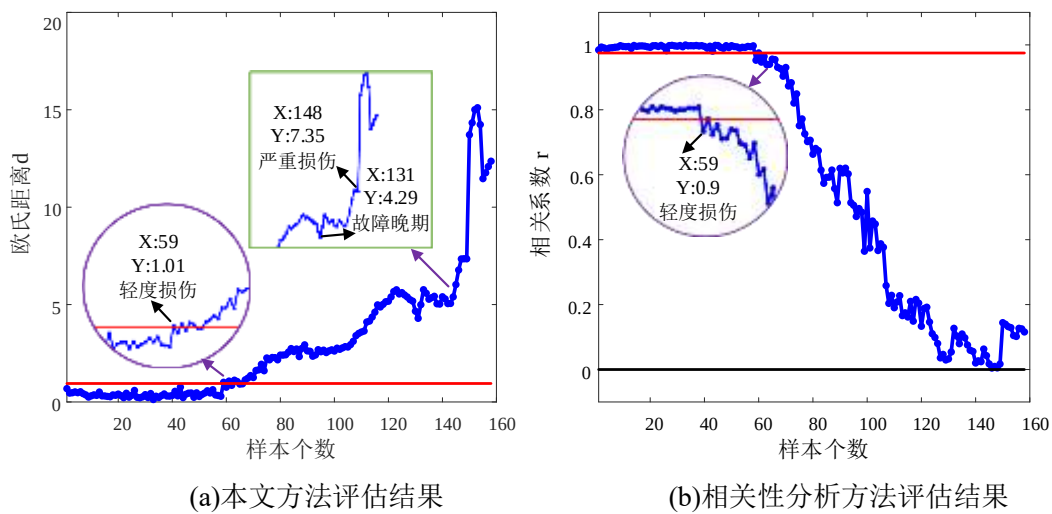


图 5-8 滚动轴承性能退化轨迹曲线（特征集 H1）

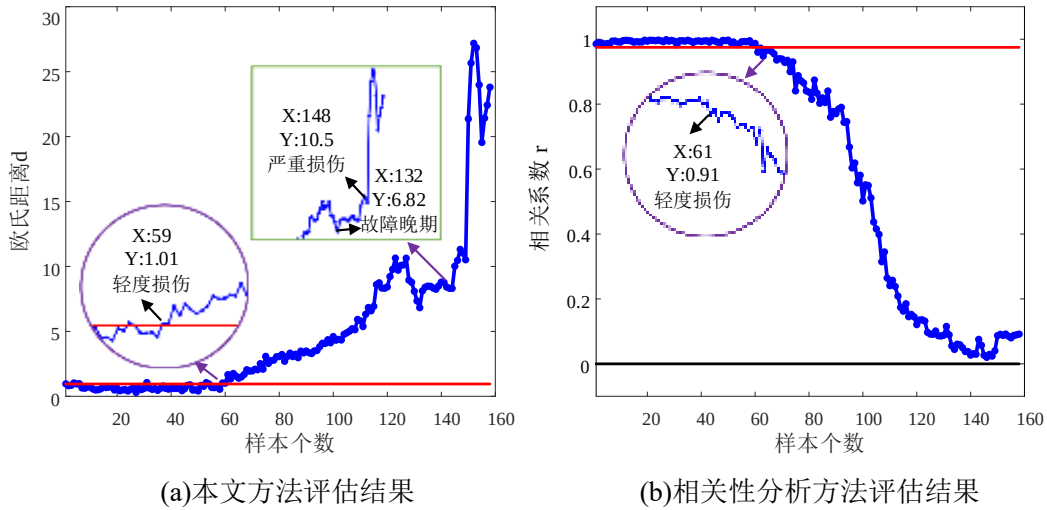


图 5-9 滚动轴承性能退化轨迹曲线（特征集 HE1）

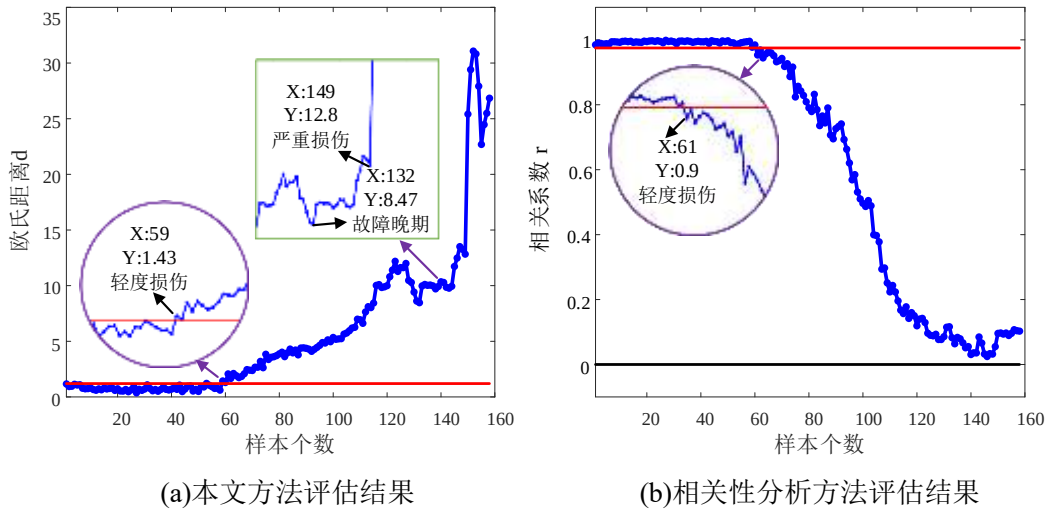


图 5-10 滚动轴承性能退化轨迹曲线（特征集 HHE1）

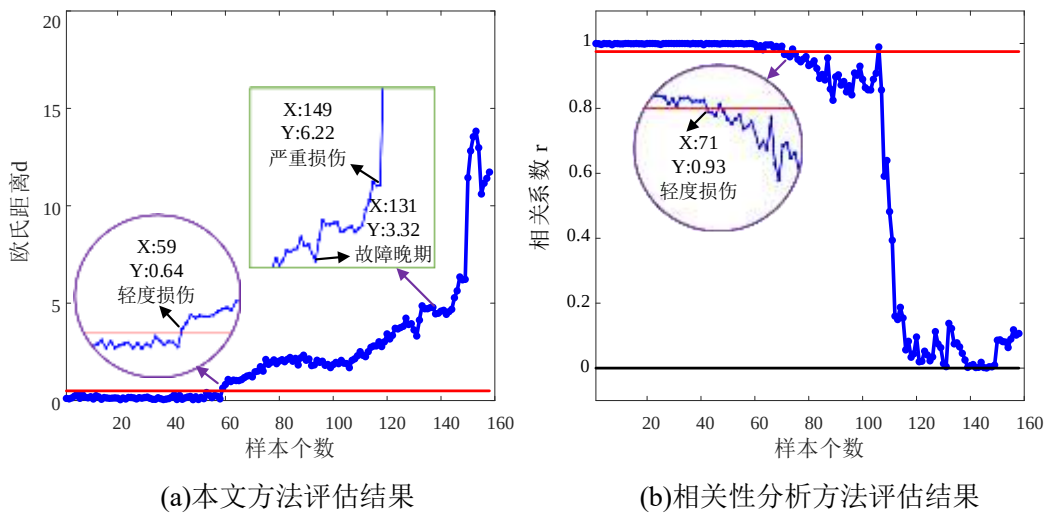


图 5-11 滚动轴承性能退化轨迹曲线（特征集 H2）

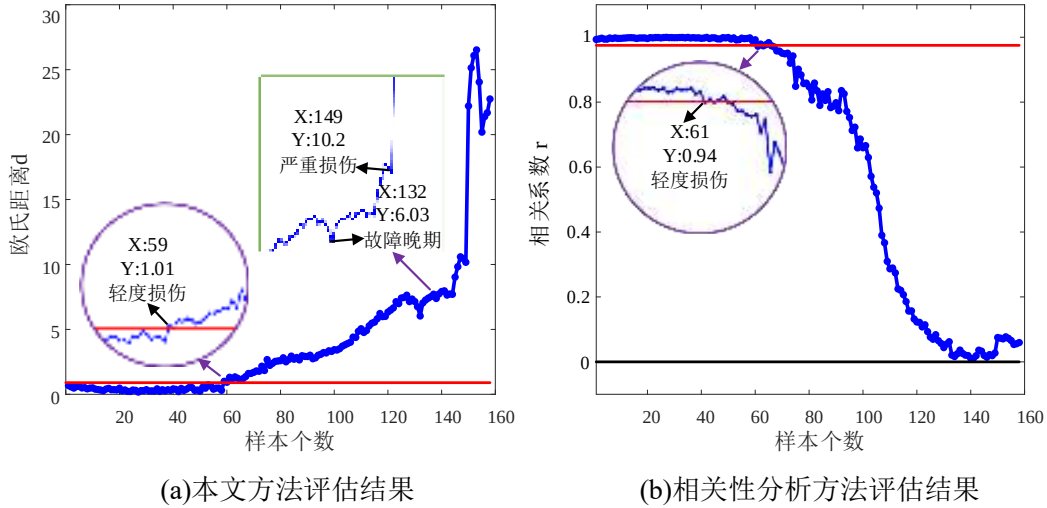


图 5-12 滚动轴承性能退化轨迹曲线（特征集 HE2）

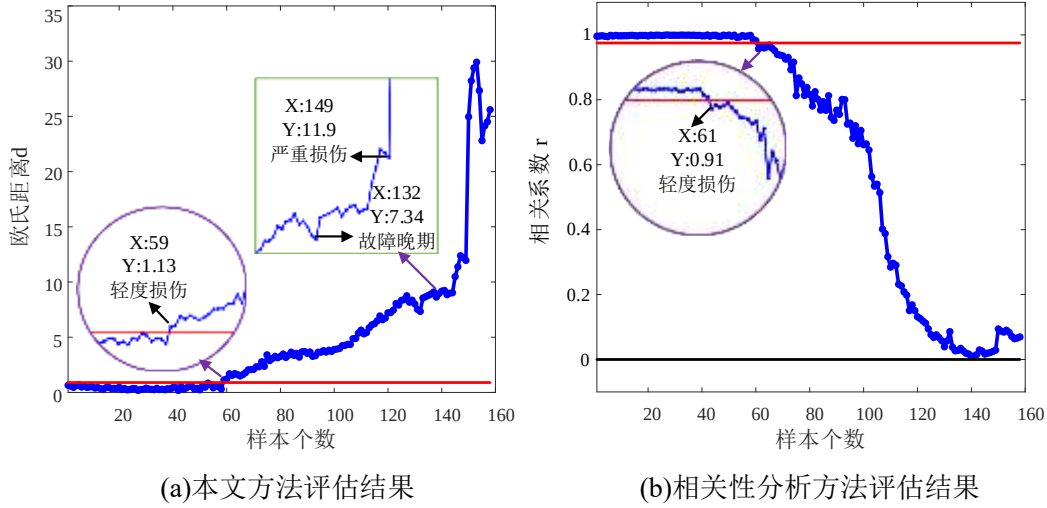


图 5-13 滚动轴承性能退化轨迹曲线（特征集 HHE2）

观察图 5-8(a)~图 5-13(a)，可见起初较长一段运行时间（前 58 个样本期间），轴承的健康评估曲线展现出平稳态势，反映轴承处在一个较为稳定的正常工作阶段。平稳期之后，轴承性能退化评估曲线出现了 3 次明显的突变。在第 59 个样本处评估曲线发生突变，此处欧氏距离的增大反映出此时滚动轴承发生初始故障，即为滚动轴承故障早期阶段的开始点；在之后阶段退化曲线处于一种稳定增长趋势，并在一定范围内波动，此段时间可认为滚动轴承故障程度在不断增大，故障状态即将变化到故障晚期，在第 131(132)个样本出现第二次突变，可认为此时滚动轴承故障状态进入晚期故障，即第 131(132)个样本为滚动轴承晚期故障阶段的开始点或为故障中期结束点；在接下来极短的滚动轴承运行时间里，在第 148(149)个样本处发生第三次突变，此后滚动轴承性能退化轨迹曲线快速增大，直至运行结束，可认为此阶段轴承从故障晚期变化到严重损坏甚

至是失效阶段。

观察以相关性分析构建的滚动轴承退化轨迹跟踪指标得到的退化评估曲线图 5-8(b)~图 5-13(b)，可以看到轴承性能退化轨迹曲线分别从第 59、61、61、71、61、61 个样本处，才开始出现明显下降趋势，即不同特征集的故障发生开始点不一致，且剩余运行时间内下降趋势无明显突变现象，无法判断其他故障时期是否发生。而本文方法在不同特征集的故障发生点均为第 59 个样本处，比相关性分析方法具有更早的判定初始故障开始点，且在之后的轴承剩余运行时间内发生两次突变，可对轴承所处的故障时期进行判断，对于轴承整个寿命阶段内的退化状态有更加详细的描述。

为了确定第 59 个样本处是否发生损坏，以及确定第 59 个样本处是否是最早的故障发生开始点，对第 58、59 个样本分别进行包络谱分析，结果分别如图 5-14、5-15 所示。

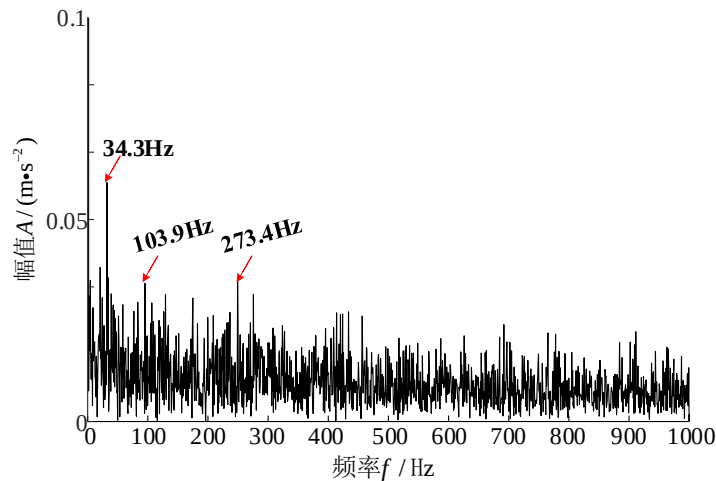


图 5-14 第 58 个样本包络谱分析结果

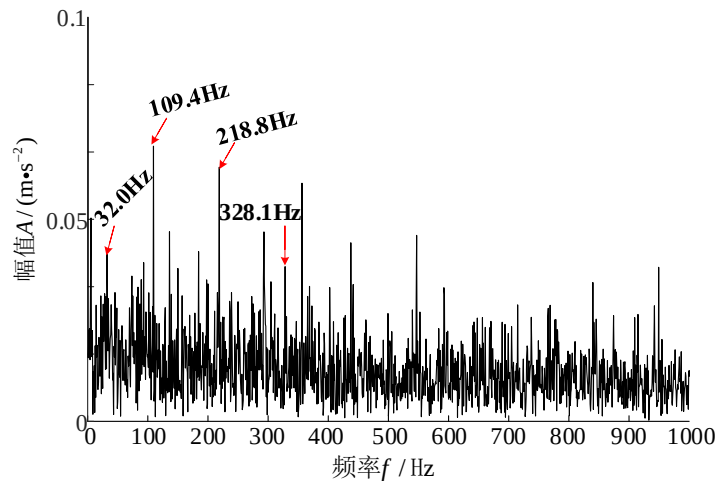


图 5-15 第 59 个样本包络谱分析结果

观察图 5-14 及图 5-15，发现图 5-14 中，只出现与一倍转频成分相近的转频频率 34.3Hz，未出现与滚动轴承外圈理论故障频率相同频率成分，而图 5-15 中出现了与一倍转频相近频率 32.0Hz，还有外圈故障频率 109.4Hz 及其 2 倍频、3 倍频等频率成份。表明第 58 个样本的轴承状态属于健康状态，第 59 个样本的轴承发生了外圈故障，说明本文方法确定的早期故障发生点是准确有效的，关于滚动轴承性能退化轨迹的分析是合理的，为研究滚动轴承运行状态及寿命预测提供了良好的依据。

5.4 本章小结

本章通过 PCA 方法对筛选后的特征子集进行特征降维，结合降维后的特征和欧氏距离指标构建了一种简单的退化轨迹跟踪指标，通过公开实验数据验证了所提滚动轴承性能退化轨迹跟踪模型的有效性和可行性，同时验证了将原始特征优质子集与 EMD 分后优质特征子集共同用于轴承性能退化轨迹跟踪时，评估效果更加细致明显。并将实验结果与相关性分析方法进行比较，发现本章方法比相关性分析方法具有更早诊断出早期故障点的能力，以及具有更高的诊断稳定性和准确性，突出了本章方法的优越性。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

本文以滚动轴承为研究对象，对滚动轴承振动信号的滤波降噪、特征优选、性能退化轨迹跟踪进行了深入研究。本文阐述了滚动轴承的结构组成、退化失效形式、振动特性分析，深入讨论了轴承性能退化在振动信号中的体现，详细分析了滚动轴承性能退化过程。为后续的振动信号滤波降噪、特征评价与优选、性能退化轨迹跟踪奠定了坚实的基础。本文的主要研究内容归纳如下：

(1)基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波方法研究。针对滚动轴承脉冲式振动信号中存在大量噪声干扰、滤波降噪困难等问题，导致特征提取效果不佳，本文将改进的 Morlet 小波应用于滚动轴承振动信号滤波降噪，提出一种基于改进 Morlet 小波的滚动轴承振动信号滤波降噪方法，改进 Morlet 小波利用高斯波形宽度取代传统小波形状因子，使其物理意义明确，更利于确定小波参数寻优范围，解决了传统 Morlet 小波波形因子物理意义不明确导致优化过程复杂等问题；其次采用海洋捕食者算法对改进 Morlet 小波波形宽度和中心频率进行优化，实现改进 Morlet 小波与滚动轴承故障信号波形最佳匹配，并以香农熵作为滤波效果评估指标，实现了滚动轴承信号滤波效果量化分析；进而完成对滚动轴承故障振动信号中无效信号及噪声信号有效滤除。通过实验验证表明，滤波后信号与原始信号相比冲击成分明显增多，滤波后信号噪声相较于原始信号噪声明显减少，滤波后轴承故障振动冲击信号具有更加显著的周期性。与小波软阈值滤波方法对比，更突出了本方法的滤波效果，更显著突出轴承故障冲击特征，提高了轴承信号的信噪比，为获取更加可靠的轴承故障特征信号提供了一种有效滤波方法。

(2)滚动轴承性能退化特征子集优选方法研究。针对基于高维特征的滚动轴承性能退化轨迹跟踪时，特征评价和特征筛选不足造成特征冗余，甚至存在大量无效特征，导致评估效果不佳等问题，对滤波后信号和 EMD 分解后信号分别提取了时域、频域、时频域共计 26 个全寿命特征后，通过相关性、单调性、鲁棒性、可分性 4 个特征评价指标，建立了关于滚动轴承性能退化轨迹跟踪的特征评价方法，以综合指标 J 筛选出了对轴承性能退化具有显著表征作用的特征

子集。通过实验验证表明，本章提出的滚动轴承性能退化特征子集优选方法可以有效筛选出显著表征滚动轴承性能退化过程的优质特征，且可以利用综合指标值量化特征表征滚动轴承性能退化趋势的能力，去除了大量不能全面表征滚动轴承退化过程的无效特征以及冗余特征，进一步提高了特征质量，为实现对轴承性能退化轨迹的研究打下坚实的基础。

(3)滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法研究。针对滚动轴承性能退化轨迹跟踪模型复杂、评估效果不佳以及特征优选后特征之间重复性高等问题，本文采用特征子集优选方法对轴承振动信号进行特征提取和特征筛选，提取大量反应微弱故障信号变化趋势的特征，并利用 PCA 方法对优质特征子集中的特征进行降维，解决特征优化后优质特征之间重复性高、微弱故障信号的特征变化趋势不明显等问题；并以欧式距离搭建了一种简单实用的滚动轴承性能退化轨迹跟踪指标，高效简单的跟踪轴承性能退化过程。实验结果验证了本章提出的滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法的有效性和实用性，并验证了两种特征子集的结合更有利于提高退化轨迹跟踪的准确性，更加显著表征了轴承退化趋势。同时将实验结果与其他方法进行比较，发现本章方法比其他方法具有更早诊断出早期故障点的能力，以及具有更高的诊断准确性，突出了本方法的优越性。

综上所述，本文研究方法表现出了良好实用性和可靠性，对轴承日常维护、延长旋转机械设备使用寿命具有极高价值，不仅为滚动轴承性能退化轨迹状态跟踪提供了新的技术手段，也为工业生产中设备健康管理和智能制造发展做出了贡献。

6.2 展望

本文围绕滚动轴承性能退化轨迹跟踪方法展开研究，在实现研究目标的各个环节上进行了一系列研究，尽管取得了一定的成果，但在研究中遇到的一些问题，还有待深入研究：

(1)在应用改进的 Morlet 小波对滚动轴承振动信号进行滤波降噪时，可进一步引入其他类型的信噪比评价指标，并结合香农熵，实现在信噪比等多个评价指标组合下对改进的 Morlet 小波参数的优化，为滚动轴承信号预处理、特征提取和故障状态的准确识别提供最佳的滤波降噪技术手段。

(2)本文基于相关性、单调性、鲁棒性、可分性搭建的特征评价体系，虽然综合指标值可以量化特征表征滚动轴承性能退化趋势的能力，但无法量化特征与特征之间相关性的能力，因此后续研究在特征评价筛选的基础上仍需要进一步研究，以采用更好的方法降低优质特征之间的重复性，从而构建出表征能力强而又不冗余的高质量特征集，为后续研究滚动轴承性能状态提供优质特征源。

(3)本文构建了滚动轴承性能退化轨迹跟踪指标，用于表征滚动轴承性能退化过程，但在对滚动轴承实时所处的故障时期判别仍需要进一步展开研究，实现更加细致、更高精准、更高质量的量化轴承退化过程。

综上，未来工作可进一步探索更多先进的信号处理和机器学习方法，发展跨学科的故障诊断与性能评估方法，建立更为全面和精确的数据模型。为企业提供高质量的维护决策支持，降低设备维护成本，以适应更加复杂多变的工业应用需求。

参考文献

- [1] Liang M, Zhou K. Probabilistic bearing fault diagnosis using Gaussian process with tailored feature extraction[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 119(3): 2059-2076.
- [2] Cerrada M, Sánchez R V, Li C, et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 169-196.
- [3] Xia M, Li T, Xu L, et al. Fault diagnosis for rotating machinery using multiple sensors and convolutional neural networks[J]. IEEE/ASME transactions on mechatronics, 2017, 23(1): 101-110.
- [4] Sanakkayala D C, Varadarajan V, Kumar N, et al. Explainable AI for bearing fault prognosis using deep learning techniques[J]. Micromachines, 2022, 13(9): 1471.
- [5] 陈志刚,赵杰,张楠,等.基于 TET 瞬态特征提取的滚动轴承早期故障诊断研究[J].机电工程,2021,38(06):697-703+711.
- [6] Yang W, Court R. Experimental study on the optimum time for conducting bearing maintenance[J]. Measurement, 2013, 46(8): 2781-2791.
- [7] 马洪斌,佟庆彬,张亚男.优化参数的变分模态分解在滚动轴承故障诊断中的应用[J].中国机械工程,2018,29(04):390-397.
- [8] Mongia C, Goyal D, Sehgal S. Vibration response-based condition monitoring and fault diagnosis of rotary machinery[J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 50: 679-683.
- [9] Ahmad W, Khan S A, Kim J M. A hybrid prognostics technique for rolling element bearings using adaptive predictive models[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(2): 1577-1584.
- [10] Xu Y, Li Z, Wang S, et al. A hybrid deep-learning model for fault diagnosis of rolling bearings[J]. Measurement, 2021, 169: 108502.
- [11] Shao H, Jiang H, Lin Y, et al. A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings using ensemble deep auto-encoders[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 102: 278-297.
- [12] Wen L, Li X, Gao L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(7): 5990-5998.
- [13] Gan M, Wang C. Construction of hierarchical diagnosis network based on deep learning and its application in the fault pattern recognition of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72: 92-104.
- [14] Zhang L, Xu J, Yang J, et al. Multiscale morphology analysis and its application to fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 597-610.
- [15] 刘树聃,陈知行.奇异值分解和 EEMD 的非线性振动信号降噪方法[J].探测与控制学报,2019,41(03):37-42.
- [16] 李继猛,李铭,姚希峰,等.基于集合经验模式分解和 K-奇异值分解字典学习的滚动轴承故障诊断[J].计量学报,2020,41(10):1260-1266.

- [17] 祝小彦,王永杰,张钰淇,等.基于自适应最优 Morlet 小波的滚动轴承故障诊断[J].振动.测试与诊断,2018,38(05):1021-1029+1085.
- [18] Belaid K, Miloudi A, Bournine H. The processing of resonances excited by gear faults using continuous wavelet transform with adaptive complex Morlet wavelet and sparsity measurement[J]. Measurement, 2021, 180: 109576.
- [19] Zhou K, Tang J. A wavelet neural network informed by time-domain signal preprocessing for bearing remaining useful life prediction[J]. Applied Mathematical Modelling, 2023, 122: 220-241.
- [20] Miao Q, Tang C, Liang W, et al. Health assessment of cooling fan bearings using wavelet-based filtering[J]. Sensors, 2012, 13(1): 274-291.
- [21] 张菀,贾民平,朱林.一种自适应 Morlet 小波滤波方法及其在滚动轴承早期故障特征提取中的应用[J].东南大学学报(自然科学版),2016,46(03):457-463.
- [22] Peter W T, Wang D. The automatic selection of an optimal wavelet filter and its enhancement by the new sparsogram for bearing fault detection: Part 2 of the two related manuscripts that have a joint title as “Two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement—Parts 1 and 2”[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(2): 520-544.
- [23] 栾某德,刘涤尘,廖清芬,等.基于改进小波系数奇异值分解和小波去噪的低频振荡时变模式辨识[J].电网技术,2012,36(06):141-147.
- [24] El Morsy M, Achtenova G. Application of optimal morlet wavelet filter for bearing fault diagnosis[J]. SAE International Journal of Passenger Cars-Mechanical Systems, 2015, 8: 817-824.
- [25] Jiang Y, Tang B, Qin Y, et al. Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD[J]. Renewable energy, 2011, 36(8): 2146-2153.
- [26] Behzad M, Kiakojouri A, Arghand H A, et al. Inaccessible rolling bearing diagnosis using a novel criterion for Morlet wavelet optimization[J]. Journal of Vibration and Control, 2022, 28(11-12): 1239-1250.
- [27] Gu X, Yang S, Liu Y, et al. Compound faults detection of the rolling element bearing based on the optimal complex Morlet wavelet filter[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2018, 232(10): 1786-1801.
- [28] Zhang Y, Tang B, Liu Z, et al. An adaptive demodulation approach for bearing fault detection based on adaptive wavelet filtering and spectral subtraction[J]. Measurement Science and Technology, 2015, 27(2): 025001.
- [29] Su W, Wang F, Zhu H, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement[J]. Mechanical systems and signal processing, 2010, 24(5): 1458-1472.
- [30] Han X, Xu J, Song S, et al. Crack fault diagnosis of vibration exciter rolling bearing based on genetic algorithm—optimized Morlet wavelet filter and empirical mode decomposition[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2022, 18(8): 15501329221114566.
- [31] Cohen M X. A better way to define and describe Morlet wavelets for time-frequency analysis[J]. NeuroImage, 2019, 199: 81-86.

- [32] Behrens T, Zhu A X, Schmidt K, et al. Multi-scale digital terrain analysis and feature selection for digital soil mapping[J]. *Geoderma*, 2010, 155(3-4): 175-185.
- [33] 王豪,董广明,陈进.遗传规划提取优化特征在轴承寿命预测中的应用[J].*振动工程学报*,2021,34(03):626-632.
- [34] Ren L, Sun Y, Cui J, et al. Bearing remaining useful life prediction based on deep autoencoder and deep neural networks[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, 48: 71-77.
- [35] 王奉涛,陈旭涛,柳晨曦,等.基于 KPCA 和 WPHM 的滚动轴承可靠性评估与寿命预测[J].*振动.测试与诊断*,2017,37(03):476-483+626.
- [36] 周建民,王发令,张臣臣,等.基于特征优选和 GA-SVM 的滚动轴承智能评估方法[J].*振动与冲击*,2021,40(04):227-234.
- [37] 刘胜兰,高凌寒,杜剑维,等.基于自适应顺序的滚动轴承最优特征选取与寿命预测[J].*舰船科学技术*,2019,41(21):71-76.
- [38] She D, Jia M. Health indicator construction of rolling bearings based on deep convolutional neural network considering phase degradation[C]//2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Paris). IEEE, 2019: 373-378.
- [39] 康守强,叶立强,王玉静,等.基于 MCEA-KPCA 和组合 SVR 的滚动轴承剩余使用寿命预测[J].*电子测量与仪器学报*,2017,31(09):1365-1371.
- [40] Hou J, Wu Y, Ahmad A S, et al. A novel rolling bearing fault diagnosis method based on adaptive feature selection and clustering[J]. *Ieee Access*, 2021, 9: 99756-99767.
- [41] Li Y, Dai W, Zhang W. Bearing fault feature selection method based on weighted multidimensional feature fusion[J]. *IEEE access*, 2020, 8: 19008-19025.
- [42] 谈智玲,陈才明,徐胜朝,等.基于振动信号分析的滚动轴承寿命预测方法研究[J].*华电技术*,2021,43(05):36-44.
- [43] Ge J, Yin G, Wang Y, et al. Rolling-bearing fault-diagnosis method based on multimeasurement hybrid-feature evaluation[J]. *Information*, 2019, 10(11): 359.
- [44] Zhu K, Chen L, Hu X. A multi-scale fuzzy measure entropy and infinite feature selection based approach for rolling bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2019, 38: 1-13.
- [45] 武斌,李璐,宋建成,等.基于相似性的机械设备剩余使用寿命预测方法[J].*工矿自动化*,2016,42(06):52-56.
- [46] Duong B P, Khan S A, Shon D, et al. A reliable health indicator for fault prognosis of bearings[J]. *Sensors*, 2018, 18(11): 3740.
- [47] Yu X, Dong F, Ding E, et al. Rolling bearing fault diagnosis using modified LFDA and EMD with sensitive feature selection[J]. *Ieee Access*, 2017, 6: 3715-3730.
- [48] Mi J, Liu L, Zhuang Y, et al. A synthetic feature processing method for remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2022, 72(1): 125-136.
- [49] Dong F, Yu X, Ding E, et al. Rolling bearing fault diagnosis using modified neighborhood preserving embedding and maximal overlap discrete wavelet packet transform with sensitive features selection[J]. *Shock and Vibration*, 2018, 2018: 1-29.

- [50] Zhang B, Zhang L, Xu J. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2016, 32(2): 547-554.
- [51] 王奉涛,刘晓飞,邓刚,等.基于长短期记忆网络的滚动轴承寿命预测方法[J].*振动.测试与诊断*,2020,40(02):303-309+419.
- [52] Feng Z, Wang Z, Liu X, et al. Rolling bearing performance degradation assessment with adaptive sensitive feature selection and multi-strategy optimized SVDD[J]. *Sensors*, 2023, 23(3): 1110.
- [53] Song X, Sun J, Li C. An entire life-cycle rolling bearing remaining useful life prediction method using new degradation feature evaluation indicators[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, 2024: 09544089241228943.
- [54] Kumar P S, Kumaraswamidhas L A, Laha S K. Selection of efficient degradation features for rolling element bearing prognosis using Gaussian Process Regression method[J]. *ISA transactions*, 2021, 112: 386-401.
- [55] Wang Y, Yang C, Xu D, et al. Evaluation and prediction method of rolling bearing performance degradation based on attention-LSTM[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021: 1-15.
- [56] Buchaiah S, Shakya P. Bearing fault diagnosis and prognosis using data fusion based feature extraction and feature selection[J]. *Measurement*, 2022, 188: 110506.
- [57] 张龙,刘杨远,吴荣真,等.基于 MSET 重构模型整体优化的轴承性能退化评估方法[J].*振动与冲击*,2023,42(16):251-261.
- [58] 陆后军,张飞,孙跃峰.基于粒子群算法和变分模态分解的起重机滚动轴承性能退化评估[J].*中国工程机械学报*,2023,21(06):574-579.
- [59] Kuang J, Xu G, Zhang S, et al. Learning a superficial correlated representation using a local mapping strategy for bearing performance degradation assessment[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(6): 065003.
- [60] 赵聪聪,刘玉梅,赵颖慧,等.基于 MMFE 和可拓 k-medoids 聚类的轴承性能退化评估[J].*振动与冲击*,2022,41(17):123-130+159.
- [61] Yan X, Tang G, Wang X. Bearing performance degradation assessment based on the continuous-scale mathematical morphological particle and feature fusion[J]. *Measurement*, 2022, 188: 110571.
- [62] 王冉,周雁翔,胡雄,等.基于 EMD 多尺度威布尔分布与 HMM 的轴承性能退化评估方法[J].*振动与冲击*,2022,41(03):209-215.
- [63] 张龙,吴荣真,周建民,等.滚动轴承性能退化的时序多元状态估计方法[J].*振动.测试与诊断*,2021,41(06):1096-1104+1235-1236.
- [64] 周建民,黎慧,张龙,等.基于 EMD 和逻辑回归的轴承性能退化评估[J].*机械设计与研究*,2016,32(05):72-75+79.
- [65] 刘波,宁芊,刘才学,等.基于连续型 HMM 和 PSO-SVM 的滚动轴承剩余寿命预测[J].*计算机应用*,2019,39(S1):31-35.
- [66] Chen X, Shen Z, He Z, et al. Remaining life prognostics of rolling bearing based on relative features and multivariable support vector machine[J]. *Proceedings of*

- the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 227(12): 2849-2860.
- [67] Boškosi P, Gašperin M, Petelin D, et al. Bearing fault prognostics using Rényi entropy based features and Gaussian process models[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 52: 327-337.
- [68] Dong S, Wu W, He K, et al. Rolling bearing performance degradation assessment based on improved convolutional neural network with anti-interference[J]. Measurement, 2020, 151: 107219.
- [69] Huang W, Cheng J, Yang Y. Rolling bearing performance degradation assessment based on convolutional sparse combination learning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 17834-17846.
- [70] Benkedjouh T, Medjaher K, Zerhouni N, et al. Remaining useful life estimation based on nonlinear feature reduction and support vector regression[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(7): 1751-1760.
- [71] Qingjun T, Jianzhong H. Bearing performance degradation assessment based on information-theoretic metric learning and fuzzy c-means clustering[J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(7): 075001.
- [72] Rai A, Upadhyay S H. Bearing performance degradation assessment based on a combination of empirical mode decomposition and k-medoids clustering[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93: 16-29.
- [73] Jin X, Sun Y, Que Z, et al. Anomaly detection and fault prognosis for bearings[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(9): 2046-2054.
- [74] Zhang S, Zhang Y, Li L, et al. An effective health indicator for rolling elements bearing based on data space occupancy[J]. Structural Health Monitoring, 2018, 17(1): 3-14.
- [75] Widodo A, Yang B S. Application of relevance vector machine and survival probability to machine degradation assessment[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 2592-2599.
- [76] Kuang J, Xu G, Zhang S, et al. Learning a superficial correlated representation using a local mapping strategy for bearing performance degradation assessment[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(6): 065003.
- [77] Lim C, Kim S, Seo Y H, et al. Feature extraction for bearing prognostics using weighted correlation of fault frequencies over cycles[J]. Structural Health Monitoring, 2020, 19(6): 1808-1820.
- [78] Kaji M, Parvizian J, van de Venn H W. Constructing a reliable health indicator for bearings using convolutional autoencoder and continuous wavelet transform[J]. Applied Sciences, 2020, 10(24): 8948.
- [79] Wang B, Lei Y, Li N, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 69(1): 401-412.
- [80] Smith W A, Randall R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study[J]. Mechanical systems and signal processing, 2015, 64: 100-131.

- [81] Dey A, Bhattacharyya S, Dey S, et al. A Review of Quantum-Inspired Metaheuristic Algorithms for Automatic Clustering[J]. Mathematics, 2023, 11(9): 2018.
- [82] Faramarzi A, Heidarinejad M, Mirjalili S, et al. Marine Predators Algorithm: A nature-inspired metaheuristic[J]. Expert systems with applications, 2020, 152: 113377.
- [83] Devendiran S, Manivannan K. Vibration based condition monitoring and fault diagnosis technologies for bearing and gear components-a review[J]. International Journal of Applied Engineering Research, 2016, 11(6): 3966-3975.
- [84] 邱天爽.相关熵与循环相关熵信号处理研究进展[J].电子与信息学报,2020,42(01):105-118.
- [85] Kankar P K, Sharma S C, Harsha S P. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet transform[J]. Neurocomputing, 2011, 74(10): 1638-1645.
- [86] Dubey R, Rajpoot V, Chaturvedi A, et al. Ball-bearing fault classification using comparative analysis of wavelet coefficient based on entropy measurement[J]. IETE Journal of Research, 2022: 1-11.
- [87] Dong S, Xu X, Chen R. Application of fuzzy C-means method and classification model of optimized K-nearest neighbor for fault diagnosis of bearing[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2016, 38: 2255-2263.
- [88] Wang Z, Ma H, Chen H, et al. Performance degradation assessment of rolling bearing based on convolutional neural network and deep long-short term memory network[J]. International Journal of Production Research, 2020, 58(13): 3931-3943.
- [89] 燕晨耀.基于多特征量的滚动轴承退化状态评估和剩余寿命预测方法研究[D].电子科技大学,2016.

攻读学位期间发表的学术论文目录

一、攻读硕士学位期间论文发表情况

(1) Yu Chen, Qingyang Meng, Zhibo Liu, et al. Research on filtering method of rolling bearing vibration signal based on improved Morlet wavelet[J]. Electronic Research Archive, 2024, 32(1): 241-262. (SCI, 已收录)

二、攻读硕士学位期间专利情况

(1) Yu CHEN, Qingyang MENG, Yingjuan YANG, et al. AN ICE BREAKING SNOWPLOW WITH ACTIVE OBSTACLE AVOIDANCE, 2023/03097.2023-5-31(国外发明专利, 已授权)

致谢

寒来暑往，几度春秋。转瞬间，三年的硕士研究生学习生涯即将结束。在这篇硕士论文付梓之际，回首过去三年，心中不免泛起无限感慨。一朝沐杏雨，一世念师恩。由衷地感谢陈玉老师，他一向开明包容，也给了我触碰更广阔世界的勇气和动力，我天马行空成长的每一步，背后都有他殷切的目光和最坚实的支持。人生之幸，得遇良师，希望以后能和我的老师一样，理性、坚定地对待工作，热忱、温暖地拥抱生活。真诚地感谢刘志博老师，或许我远不能算得上一匹“千里马”，但他一定是我人生的伯乐。进入课题组以来，他一直鼓舞着我，从选题、开题，到大、小论文撰写，每一步都离不开您的督促和指导，在我小论文的撰写过程中不厌其烦的指出我的问题，也培养了我解决问题的能力，帮助我夯实专业基础，更激励我不断探索行业最前沿。这三年的帮助让我受益匪浅。借此机会感谢在我学生时代每位老师的无私教诲，祝愿各位老师身体健康，工作顺利！同时，我还要感谢朝夕相处的同学们、朋友们，感谢你们在研究工作中给予我的支持和帮助。是你们的合作与配合，使得我的研究工作能够顺利进行。我们共同探讨问题、分享经验，互相鼓励、共同进步，这段时光将是我宝贵的回忆。

乌鸟私情，愿乞终养。漫漫十九年的求学路，唯父母家人之情最不敢忘。求学路上，家境兴衰，世事无常，无论生活如此这般那般，父母仍举二人之力将其阻隔。他们背井离乡外出打工，为了给我创造更好的学习生活机会。真心的感谢我的父母，你们永远坚定地站在我身后，默默无私地奉献着爱与宽容。你们是我坚强的后盾，我得以全身心投入学业，而不必面对生存的压力而放弃梦想和追求；你们是我温暖的港湾，无论海上的风浪再大，这里永远张开双臂，期待着我的归来。还有世界上最爱我的爷爷奶奶，父母外出打工时，是爷爷奶奶照顾我的衣食起居，虽说他们文化程度不高甚至大字不识几个的农村老人，但是他们经常教导我要好好学习，督促我一直往上走，是老人们的淳朴善良培育出有现在成绩的我。多年来得到爷爷奶奶的诸多关怀及爱护，总想为他们做点什么，买点什么，但爷爷奶奶总说：“做长辈的不图儿女什么，只要你们能够幸福快乐就够了！”

回首这三年来的点点滴滴，有太多的感动，在完成学业的过程中，我深深体会到了团队合作的重要性和大家庭的温暖。谨以此文，感谢在这段岁月里给予我鞭策、锤炼、支持和帮助的老师、同学和亲友！最后还要感谢在百忙之中评阅论文和参加答辩的各位专家！

孟庆洋

2024 年 4 月 11 日

尚德敏学 唯实惟新

