

分类号： TP391.4

学校代号： 10150

UDC： 密级： 公开

学 号： 20194048

大连交通大学

专业硕士学位论文

面向变负载下的轴承剩余使用寿命的预测
方法研究

Research on prediction methods of bearing
remaining useful life under variable loads

学 生 姓 名： 梁攀

校内导师及职称： 宋旭东教授

行业产业导师及职称： 姜涛高工

专 业 名 称： 计算机技术

研 究 方 向： 数据智能分析和处理

论 文 类 型： 应用研究

培 养 类 型： 非全日制专业学位硕士

论 文 答 辩 日 期： 2022 年 6 月 3 日

学 位 授 予 单 位： 大连交通大学

大连交通大学学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢及参考文献的地方外，论文中不包含他人或集体已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 大连交通大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

本人完全意识到本声明的法律效力，申请学位论文与资料若有不实之处，由本人承担一切相关责任。

学位论文作者签名：

张

日期： 2022 年 6 月 2 日

大连交通大学学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 大连交通大学 有关保护知识产权及保留、使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属 大连交通大学，本人保证毕业离校后，发表或使用论文工作成果时署各单位仍然为 大连交通大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件及其电子文档，允许论文被查阅和借阅。

本人授权 大连交通大学 可以将本学位论文的全部或部分内容编入学校有关数据库和收录到《中国博士学位论文全文数据库》、《中国优秀硕士学位论文全文数据库》进行信息服务，也可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存或汇编本学位论文。

（保密的学位论文在解密后应遵守此规定）

学位论文作者签名：

张

宋旭东

日期：2022 年 6 月 2 日

日期：2022 年 6 月 2 日

摘 要

滚动轴承作为旋转机械的关键零件，在轨道交通领域有着广泛的应用。由于在轨道交通的设备中滚动轴承的故障往往导致设备长期停产，从而造成巨大的经济损失。因此，通过估算滚动轴承的剩余使用寿命来预测即将发生的故障，从而对滚动轴承的维护和及时维修进行规划，显得尤为重要。

滚动轴承在实际工作时其工况复杂多变，导致滚动轴承常处于变负载下运转。然而在变负载下滚动轴承产生的数据其分布差异较大。针对这一问题，本文从滚动轴承全寿命振动信号的特征的选择和提取出发，以机器学习和深度学习方法为基础，研究了滚动轴承在变负载下的剩余使用寿命预测问题，主要内容如下：

(1) 为了更准确高效地划分滚动轴承的性能退化状态，提出了一种新的基于 T-SNE 和 K-Means 聚类算法的自适应的性能退化状态划分方法。通过 T-SNE 压缩数据维度达到降噪的作用。根据滚动轴承特征集合在空间上的不同分布，利用 K-Means 聚类算法精准地确定其性能退化状态。

(2) 提出了一种基于皮尔逊相关度系数 (Pearson Product-Moment Correlation Coefficient, PPMCC) 和信息增益 (Kullback-Leibler divergence, KLIC) 特征选择的特征选择方法，实现了特征集合在保证具有较高信息度的同时而且彼此之间相关度较低有效的降低了特征之间的冗余。

(3) 提出了一种新的基于一维多尺度卷积神经网络 (One-Dimensional Multi-Scale Convolutional Neural Networks, O-D-MSCNN) 的特征提取方法，进一步的挖掘特征在不同尺度上的信息。

(4) 最后，本文使用 LSTM 网络通过美国 IMS 滚动轴承数据集和法国的 PRONOSTIA 滚动轴承数据集在变负载的工况下进行实验验证，并通过与其它方法进行对比验证了本文提出方法在不同负载下预测剩余使用寿命的优越性。

关键词：滚动轴承；剩余使用寿命预测；变负载；PPMCC；KLIC；O-D-MSCNN

Abstract

Rolling bearings, as key components of rotating machinery, have a wide range of applications in the field of rail transport. As failures of rolling bearings in equipment in rail transport often led to long-term equipment shutdowns and thus huge economic losses. It is therefore particularly important to anticipate impending failures by estimating the remaining service life of rolling bearings, so that maintenance and timely repairs to rolling bearings can be planned.

Rolling bearings are often operated under variable loads due to their complex and variable operating conditions in practice. However, the data generated by rolling bearings under variable loads vary considerably. To address this problem, this paper starts from the selection and extraction of the features of the full life vibration signal of rolling bearings, based on machine learning and deep learning methods, and researches the remaining life prediction of rolling bearings under variable loads, the main contents are as follows.

(1) In order to classify the performance degradation state of rolling bearings more accurately and efficiently, a new adaptive performance degradation state classification method based on T-SNE and K-Means clustering algorithm is proposed. Noise reduction is achieved by compressing the data dimensionality through T-SNE. The K-Means clustering algorithm is used to accurately determine the performance degradation state of rolling bearings according to the different distributions of their feature sets in space.

(2) A feature selection method based on Pearson Product-Moment Correlation Coefficient (PPMCC) and Kullback-Leibler divergence (KLIC) feature selection is proposed (2) A new feature selection method is proposed to reduce the redundancy between features by ensuring that the feature set has a high degree of information and a low correlation between them.

(3) A new feature extraction method based on One-Dimensional Multi-Scale Convolutional Neural Networks (O-D-MSCNN) is proposed to further exploit the information of features at different scales.

(4) Finally, this paper uses the LSTM network to experimentally validate the method under variable load conditions using the IMS rolling bearing dataset in the USA and the PRONOSTIA rolling bearing dataset in France, and to verify the superiority of the proposed method in predicting the remaining service life under different loads by comparison with other methods.

Key Words: rolling bearing; remaining useful life projection; variable loads; PPMCC; KLIC; O-D-MSCNN

目 录

摘 要	I
Abstract	II
第一章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 滚动轴承特征提取和特征选择的研究现状	3
1.2.2 滚动轴承健康指标的研究现状	4
1.2.3 滚动轴承剩余使用寿命的研究现状	5
1.2.4 变负载下的滚动轴承剩余使用寿命预测研究现状	7
1.3 文章主要结构安排和总体工作内容	7
本章小结	8
第二章 相关理论	9
2.1 基于信号变换的滚动轴承振动特征提取方法	9
2.1.1 短时傅里叶变换	9
2.1.2 小波变换	9
2.1.3 离散化小波变换	10
2.1.4 时频域振动信号的特征提取	11
2.2 K-Means 聚类算法	17
2.2.1 K-Means 聚类理论	17
2.2.1 K-Means 聚类算法流程	18
2.3 长短时记忆神经网络的模型介绍	18
2.4 优化算法	21
2.4.1 Momentum 优化器	21
2.4.2 RMSProp 优化器	22
2.4.3 Adam 优化器	22
2.5 剩余使用寿命预测相关理论	23
2.5.1 RUL 的相关概念	23
2.5.2 失效和失效范围	23
2.5.3 基于相似性的设备 RUL 预测方法	24
2.6 变负载下的滚动轴承剩余使用寿命预测方法	25
本章小结	26

第三章 基于 KLIC 和 PPMCC 特征选择的轴承剩余使用寿命预测方法	27
3.1 信息增益	27
3.2 皮尔逊相关度系数	28
3.3 基于 PCA 和 T-SNE 的特征融合方法	28
3.4 基于 K-Means 的聚类算法的滚动轴承健康状态研究	31
3.5 一种基于 KLIC 和 PPMCC 特征选择的轴承剩余使用寿命预测方法	32
3.6 实验数据源介绍	34
3.6.1 单一负载下的实验数据集介绍	34
3.6.2 变负载下的实验数据集介绍	35
3.7 时频域特征提取结果	36
3.7.1 IMS 滚动轴承数据时频域振动信号的提取结果分析	36
3.7.2 FEMTO-ST 滚动轴承数据时频域振动信号的提取结果分析	37
3.8 基于 PPMCC 和 KLIC 特征选择的滚动轴承剩余使用寿命预测实验	38
3.8.1 单一负载下的实验验证	38
3.8.2 变负载下的实验验证	46
本章小结	50
第四章 一种基于 O-D-MSCNN 的轴承剩余使用寿命的预测方法	51
4.1 卷积神经网络	51
4.1.1 卷积层	51
4.1.2 池化层	52
4.1.3 全连接和 softmax 层	53
4.1.4 多尺度卷积神经网络	53
4.2 基于一维多尺度卷积神经网络的特征提取方法构建及流程	54
4.3 一种基于 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 轴承剩余使用寿命预测方法	56
4.3.1 实验验证	58
4.3.2 对比实验	59
本章小结	62
结 论	64
参 考 文 献	65
攻读硕士学位期间的科研成果	69
致 谢	70

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

滚动轴承作为机械设备中最重要的零部件之一，其工作性能的好坏直接影响到整台设备的健康状况^[1-6]。在滚动轴承运转的过程中如果可以在其故障发生之前对其进行及时检修更换，就可以很好的避免因滚动轴承失效带来的重大经济损失甚至人员伤亡。由于当今机械设备系统的复杂度和集成性较高，对滚动轴承在工作中滚动轴承出现的故障很难进行排查。所以，对滚动轴承工作过程中剩余寿命的预测就显得尤为重要。

在实际工况的条件下，滚动轴承所承受的负载往往是不恒定的，由于负载的不恒定往往伴随着在其振动信号的采集过程中其特征会随之发生变化，故在滚动轴承的剩余使用寿命预测研究中对其负载变化的研究将成为一项重要的指标。

因此，在变负载的情况下研究如何精准的确定滚动轴承的故障开始点以及其健康状态的变化和剩余使用寿命的预测，并且及时的对故障的滚动轴承进行维修和更换，不仅可以有效的避免不必要事故延长滚动轴承的使用寿命，而且可以带来较大的经济效益。

传统的算法在进行滚动轴承寿命预测前需要复杂的信号滤波降噪处理和特征设计及挑选过程，然而随着工业 4.0 和大数据时代的到来，纯手动提取故障特征的方法在海量数据面前将愈发不可行。近些年来随着信息技术的进步，基于数据驱动的滚动轴承寿命预测方法逐渐成为研究的热点，但是大多数基于数据驱动的方法通常应对的是相对简单场景下的滚动轴承寿命预测^[7]，并且更多关注的是滚动轴承故障种类的识别。但是实际情况中，滚动轴承所承受的负载不同，不同滚动轴承在设备中的关键程度也不同，单纯检测滚动轴承的故障种类难以满足要求，还需要了解滚动轴承故障的严重程度，从而可以更好地识别滚动轴承故障，预估滚动轴承寿命。特别是变负载下的滚动轴承寿命预测更具有挑战性。强噪声干扰下振动信号中的滚动轴承故障特征较微弱，提取特征更加困难，不同负载下的滚动轴承数据分布不完全相同，不符合常见机器学习中训练集和测试集数据分布一致的假设。此时，基于手动设计特征的滚动轴承寿命预测难度将会急剧增加。

如今，在我国设备的故障预测与健康管理的（Prognostics Health Management, PHM）越来越受到广泛重视，并且已在各个工业生产中得到广泛的应用，如航空航天、交通运输等诸多领域，且对剩余使用寿命的预测（Remaining Useful Life, RUL）的应用最为广泛，其可以在设备重大故障发生前提供维修预警从而减少设备重大事故的发生。我国在《国家中长期科学和技术发展规划纲要（2006-2020 年）》中指出将“重大产品和重

大设施的寿命预测技术”作为关键技术^[8]。在大数据平台下实现变负载下设备的健康和故障状态进行实时监控和管理，从而减少故障发生率提高管理效率降低生产成本。

深度学习和机器学习算法相比于传统的方法有着更强大的特征提取和处理能力，广泛的适用性及模型迁移能力，以及同类最佳的性能被广泛应用于各行各业。本文将前沿的深度学习技术应用于滚动轴承寿命预测领域，利用深度学习实现高噪声、不同负载下的端到端的滚动轴承故障和对应严重程度的诊断，并且在此过程中不需要额外的信号滤波及手动特征设计和提取过程，从而实现滚动轴承寿命预测的自动化操作，因此具有重要的研究价值和实际应用前景。

由于滚动轴承的运作机理有一定的复杂性，所以用机理建模较为困难。因此，数据驱动建模成为滚动轴承剩余寿命预测的主要方法。Ren L 等^[9]提出了一种新的多尺度密集门复发单元网络（MDGRU）将提取方法和 URL 模型结合起来，但该模型是端到端模型，无法准确的反映出模型的退化趋势。Chen Y 等人^[10]提出了一种基于注意力机制的新型深度学习方法，该方法有效的综合了特征提取、HI 预测和 RUL 计算，提高了预测效率和预测精度，但该方法对提取的特征并未做进一步的降噪处理，使得模型并不能对 RUL 做出准确的预测。Kundu P 等人^[11]将聚类和 CPDA 算法结合有效的识别了滚动轴承生命周期中是否存在多种故障。Shi J 等人^[12]针对特征的多样性提出组合学习法，相对于传统的模型更加有效的预测了滚动轴承的 RUL。Wang B 等人^[13]提出了一种新的基于递归的卷积网络 RCNN 的新框架，有效的提高了 RUL 预测的准确性和收敛性。机器学习的发展在滚动轴承的研究中起着非常重要的作用，现阶段用于滚动轴承研究的机器学习方法有 PCA、聚类、SVM、神经网络等。Yang W 等人^[14]将时间实证模式分解（EMD）和时间卷积网络（TCN）有效的结合起来，提出了一种新的 EMD-TCN 卷积模型，相比于传统的卷积算法平均得分提高了 10%-20%。Gougam F 等人^[15]用自适应神经模糊推理系统（ANFIS）和自动图分析，对故障轴承进行特征提取，在滚动轴承的 URL 预测上达到了很好的效果。Ragab A 等人^[16]将数据逻辑分析（LAD）与非参数累积发生函数（CIF）合并在一起提出了一种新的机械故障预测方法，并与 ANN 和 SVM 对比均取得了较好的效果。

本文首先基于滚动轴承振动信号通过 K-Means^[17]聚类的方式划分滚动轴承的退化状态。再通过基于机器学习和深度学习对全生命周期滚动轴承振动信号进行特征提取、特征选择来实现滚动轴承振动信号在不同尺度上保证较高信息度的同时也降低他们之间的相关度使得特征信息更加饱满。最后，构建滚动轴承剩余使用寿命预测模型并建立变负载下滚动轴承剩余使用寿命预测分析平台。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 滚动轴承特征提取和特征选择的研究现状

由于滚动轴承的振动信号是多分量的非平稳、非线性信号，且不同部件的滚动轴承故障所对应的振动信号的特征也存在差别，尤其对于含噪、变负载及数据不均衡等工况下滚动轴承故障信号特征也会有所不同。针对如何提取和选择更有效的特征以表征滚动轴承不同的状态这一问题，众多学者先后提出了面向时域、频域、时频域的振动信号特征提取方法和面向智能反馈学习算法的特征选择方法。

欧璐等人^[18]提出利用改进的拉普拉斯分值形成故障特征矢量，采用主元分析法进行滚动轴承故障特征降维与特征提取。刘长良等人^[19]提出利用变分模态分解对滚动轴承故障信号进行特征提取。王奉涛等人^[20]提出一种基于流形—奇异值熵的滚动轴承故障特征提取方法。侯文擎等人^[21]提出利用深度学习中的堆叠降噪自编码对滚动轴承故障信号进行降噪和无监督特征提取。Wen C 等人^[22]提出集成经验模态分解和奇异值分解的特征提取方法。Tian J 等人^[23]提出基于谱峭度、主成分分析和半监督 k 邻近的滚动轴承故障特征提取方法。Shao H 等人^[24]提出采用双树复小波包对滚动轴承故障振动信号进行特征提取。Sadoughi M 等人^[25]提出利用频谱峭度和包络分析进行滚动轴承故障特征提取。Li H 等人^[26]提出一种基于奇异值分解和频带熵的滚动轴承故障特征提取方法。Lu C 等人^[27]提出基于堆叠自编码器和稀疏表示的特征提取方法。彭宅铭等人^[28]提出了一种基于 LS 和 MTS 的两阶段滚动轴承故障特征选择方法。王威等人^[29]提出了一种基于调整互信息(AMI)和标准差(SD)的特征选择方法。刘浩炜等人^[30]提出了一种位置优化 Fisher 测度(POFM)方法并将其应用于滚动轴承故障特征选择。谢丽蓉等人^[31]提出一种基于遗传算法(GA)和 Elman 神经网络(ENN)相结合的特征选择方法。颜会娟等人^[32]针对滚动轴承故障诊断提出了一种新的混合马氏田口的特征选择方法。赵转哲^[33]提出了一种基于改进的二进制蚁狮算法的特征选择模型。柏林等人^[34]在滚动轴承特征进行单调性与敏感性评估的基础上，对滚动轴承运行状态跟踪能力进行量化评估从而选择出最优特征集。Kumar P S 等人^[35]利用高斯过程回归法选择有效的滚动轴承退化特征。Wen T 等人^[36]提出在滚动轴承两种不同的退化阶段提出基于采用最大信息系数特征选择方法。Udmale S S 等人^[37]提出在一定的特征空间上使用多种特征选择技术来确定理想的特征。Xiao L 等人^[38]通过采用单调性和相关标准的线性组合来选择最敏感的特征。Liang P 等人^[17]提出了一种结合信息增益和皮尔逊相关度系数的特征选择方法。苏维均等人^[39]提出一种基于局部频谱的滚动轴承数据特征提取方法，将预处理得到的分割点与频谱分析结合起来，构建了数据的局部化特征，并对局部频谱进行特征提取。罗亨等人^[40]提出一种改进 DLMD 和

Teager 能量算子 (Teager-Kaiser Energy Operator, TKEO) 解调的滚动轴承故障特征提取方法。

1.2.2 滚动轴承健康指标的研究现状

滚动轴承的健康状态的监控是维护其最佳运行状态的重要参考依据,可以通过对滚动轴承健康状态的检测来实现机械设别的高效可靠的运行。近些年来,对滚动轴承的健康状态的检测一直成为众多学者研究的重要问题。

从检测模型来看可以将滚动轴承的健康状态划分为,物理模型、组合模型以及基于知识和数据驱动模型。首先从基于物理模型来看,模型的建立需要包含被检测系统的相关理论和一些专家经验,通过这种方法建立得到的模型泛化能力较弱且建模过程较为复杂。再看基于知识的相关模型的建立,这种模型相对于物理模型有较高的泛化能力,但相关领域知识的获取以及将其转化成模型中的相关规则难度较大,而且若模型已经构建完成就很难解决知识库以外的新问题。最后基于数据驱动和组合模型的方法在可以有效避免以上两种方法的缺陷,也是目前使用较为广泛的方法。

基于数据驱动的滚动轴承状态分析研究是建立在智能算法和统计学原理的基础上的,且不需要完备的专家经验。罗亨等人^[41]提出了一种基于改进的交叉模糊熵(Improved Cross Fuzzy Entropy, ICFE)和威布尔比例故障率模型(Weibull Proportional Hazards Model, WPHM)的滚动轴承健康状态评估方法,通过美国国家航空航天局(NASA)和西安交通大学-长兴昇阳科技有限公司的滚动轴承全寿命周期数据实验表明了所提出的方法可以高效而准确的对滚动轴承的健康状态进行评估。李振恩等人^[42]通过结合核主成分分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)和双向长短期记忆(Bi-directional Long-Short Term Memory, Bi-LSTM)网路的方法构件反映滚动轴承退化过程中的健康指标(health indicator, HI)曲线。通过曲线评估滚动轴承退化的健康状态。胡启国,杜春超等人^[43]提出了一种基 T-SNE (T-distribution Stochastic Neighbor Embedding, T-SNE)和核马氏距离的方法将滚动轴承退化特征使用 KPCA 映射到有效的空间中进行评估。尹爱军等人^[44]提出了一种基于面向高熵特征数据的变分自编码器(Variational Auto-Encoder, VAE)的滚动轴承状态评估方法,通过分析滚动轴承的信号特征在高维的空间下的状态分布确定退化指标。Kumar P S 等人^[45]提出了一种新基于 Kullback-Leibler 散度和高斯过程回归的滚动轴承退化评估通过量化滚动元件滚动轴承的不同退化阶段来准确评估滚动轴承的退化趋势和健康状态。Ding N 等人^[46]提出了一种基于 Kullback-Leibler 散度和高斯过程回归的滚动轴承退化评估和剩余使用寿命估计。通过收集轴颈滚动轴承的多传感器运行和失效数据集,通过模糊 c 均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类算法和退化发生

时间 (degradation occurrence time, DOT) 的分析将提取的多传感器特征用于滚动轴承退化评估。Y Cheng 等人^[47]基于快速搜索和查找密度峰聚类 (Fast Search and Find of Density Peaks Clustering, FSFDPC) 以及多维深度神经网络 (Multi-Dimensional Deep Neural Network, MDDNN) 提出了一种新颖的基于深度学习的两阶段状态预测方法。Dong S 等人^[48]提出一种基于深度层次特征迁移学习的滚动轴承性能退化评估方法, 将滚动轴承的退化过程分为正常、轻微故障、故障发展和损坏模式, 然后利用联合几何和统计排列方法获得投影共享特征空间, 从而将滚动轴承退化过程的信息转移到不同工作条件下完成其退化健康指标的精确评估。

在基于数据驱动的滚动轴承状态划分模型的建立过程中, 设计一个良好的退化评估模型通常需要结合两种或两种以上的智能算法, 并且需要合理的利用这些算法在不同状态数据上的优势, 才能对滚动轴承的退化状态进行合理系统的评估。但是, 如何选择合适的算法以及结合算法和数据的特性对算法进行合理的调参使得评估效果达到最优, 是一项极其艰巨而具有挑战的任务。

1.2.3 滚动轴承剩余使用寿命的研究现状

目前, 剩余寿命预测的主要方法为机理建模和数据驱动建模^[49], 机理建模是指根据设备运转过程的内部机制来建立滚动轴承退化模型, 从而对剩余寿命进行预测。数据驱动建模是指将滚动轴承振动信号数据提取出来, 在数据的基础上经过训练和拟合并根据其变化趋势来预测滚动轴承的剩余寿命。由于滚动滚动轴承的运作机理有一定的复杂性, 所以用机理建模较为困难。因此, 数据驱动建模成为滚动轴承剩余寿命预测的主要方法。Tian Zhigan^[50]开发了一种基于人工神经网络(ANN) 的方法, 用于实现对状态监测设备更准确的剩余使用寿命预测, 但对于小样本条件下预测结果不理想。Sun C 等人^[51]开发了基于 SVM 的滚动轴承寿命预测模型, 将该模型应用于滚动轴承的寿命预测, 结果表明该模型具有较高的精度, 但该方法采用传统的特征提取方法无法抽取出全面反应滚动轴承退化所需的特征。Dong S 等人^[52]提出了一种基于主成分分析(PCA) 和优化 LS-SVM 方法实现滚动轴承退化预测的新方法, 结果证明了该方法的有效性。Ren L 等人^[53]提出了通过结合时域特征和频域特征的多轴承剩余使用寿命预测的深度学习方法, 该方法是基于时域和频域特征, 通过引入多层神经网络模型来预测滚动轴承的 RUL, 所提出的方法在实际的数据集上的预测精度高于其它常用的机器学习方法, 但该方法处理小样本数据集时不能完全反映出深度学习的优势。

自适应反馈学习的智能学习算法主要分为机器学习和深度学习。基于传统机器学习的滚动轴承故障诊断和寿命预测方法是研究最多且最为深入的一类方法, 该方法从滚动

轴承振动信号中提取故障特征量,并输入传统机器学习算法中,通过训练得到分类器模型用于故障诊断分类,训练得到预测模型用于剩余寿命预测。而深度学习是传统机器学习的重要延伸,通常有深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)等方法,其在特征提取与选择、非线性拟合、模式识别等方面均具备优势,因此越来越多的学者开始利用深度学习方法进行滚动轴承故障诊断和寿命预测的研究。深度神经网络通过逐层非线性映射和多层网络结构的结合,具有很强的特征提取能力,可以将历史数据作为输入来训练深度神经网络,通过深度神经网络的自主学习获取相应的特征。基于深度学习的故障智能诊断和寿命预测方法可以不依赖人工获取特征。

基于传统机器学习的滚动轴承故障寿命预测领域,Gebräel N 等人^[54]以滚动轴承故障频率及其谐波振幅为特征参数,使用 BP 神经网络实现滚动轴承剩余寿命的预测。Huang R 等人^[55]通过自组织映射和反向传播神经网络的方法提取滚动轴承退化特征指标,建立失效时间加权模型预测球滚动轴承剩余寿命。Di Miao F 等人^[56]提出将相关向量机与指数回归结合,利用滚动轴承历史振动信号数据进行滚动轴承剩余寿命的预测。申中杰等人^[57]采用相对方均根值评估滚动轴承衰退趋势,提出基于相对特征和多变量支持向量机的寿命预测方法。Liu Y 等人^[58]提出基于相空间重构和联合近似对角化算法提取表征滚动轴承退化趋势的特征量,并训练极限学习机进行滚动轴承寿命预测。徐继亚等人^[59]采用核主元分析提取滚动滚动轴承性能退化指标,并采用模糊信息粒化的支持向量机对滚动轴承性能退化进行了有效预测。

基于深度学习的滚动轴承寿命预测领域,Deutsch J 等人^[60]将受限玻尔兹曼机堆叠形成深度置信网络,通过神经网络构建当前时刻特征参数与滚动轴承剩余寿命的映射关系,用于机械旋转部件剩余寿命预测。Guo L 等人^[61]采用循环神经网络提取表征滚动轴承退化的特征量进行滚动轴承剩余寿命预测,并用指数模型验证预测效果,取得了很好的预测精度。Ren L 等人^[62]提出了一种新的多尺度密集门递归单元深度学习网络进行滚动轴承寿命预测。Chen Y 等人^[63]提出一种基于注意力机制的深度学习方法进行滚动轴承剩余寿命预测。

由于深度神经网络本身具有特征空间映射和特征提取的能力,可采用深度神经网络进行端到端的智能化诊断与预测,不仅保留了原始数据中丰富的细节信息,同时还简化了整个故障诊断与寿命预测过程,将故障诊断和寿命预测提高到更智能化的水平。但基于深度学习的故障诊断模型和寿命预测容易发生过拟合,存在泛化能力较弱、效率低、可解释性较差、模型构建缺少统一的标准与规律等问题。

1.2.4 变负载下的滚动轴承剩余使用寿命预测研究现状

目前针对滚动轴承剩余使用寿命的研究主要集中在稳定负载下进行的,然而在滚动轴承的实际运转过程中其受到的负载往往是随着不同的工况而改变的。目前,针对变负载这一概念,从广义上来讲,变负载就是在滚动轴承设备正常运转过程中受到外在阻力发生改变的现象。

Cao Y 等人^[64]提出了一种基于双向门控循环单元(Bidirectional Gated Recurrent Unit, BiGRU)的迁移学习新方法,用于准确预测不同负载下滚动轴承的 RUL。Duan R , Zhou J 等人^[65]提出了一种基于聚类指标和自优化深度学习模型(Self-Optimized Deep Learning Mode, SODLM)结合的方法的性能退化预测方法用于变负载下的汽轮发动机滚动轴承的状态预测。Wang X 等人^[66]提出了一种基于时频表征(Time-Frequency Representation, TFR)子序列、三维卷积神经网络(three-Dimensional Convolutional Neural Network , 3DCNN)和高斯过程回归(Gaussian Process Regression, GPR)的新型预测方法,准确的预测了滚动轴承在变负载工况下的 RUL。总之,针对变负载的预测方法,主要是依靠提高算法的鲁棒性来实现其不同差异下的振动信号的剩余使用寿命的预测的。但是针对变负载条件下的滚动轴承信号处理技术还有很大的提升空间。因此,针对变负载下滚动轴承的剩余使用寿命的预测研究具有重要的意义。

1.3 文章主要结构安排和总体工作内容

本文将机械设备中使用率较高的滚动轴承作为研究对象,通过数据驱动的方式基于机器学习和深度学习等智能算法针对滚动轴承退化开始点的确定、健康状态的评估以及剩余使用寿命进行监测和评估。本文中各个章节的具体安排如下:

第一章,通过对本课题的研究背景和国内外的研究现状的总结,总结了变负载下的滚动轴承状态评估和剩余使用寿命的预测的经济和安全意义。并且对传统基于深度学习的端到端的滚动轴承剩余寿命预测方法,以及基于机器学习的滚动轴承特征提取方法的国内外研究状况进行阐述。

第二章,主要介绍了滚动轴承数据初期处理所应用到的相关理论。在特征提取方面,主要介绍的是基于短时傅里叶变换从时域、频域、时频域这三个方面分别提取滚动轴承加速度振动信号的特征集合。

在滚动轴承全生命周期健康状态划分方面,主要介绍了一种新的基于 K-means 聚类的滚动轴承退化状态划分方法,将滚动轴承中退化阶段敏感度较高的特征通过 T-SNE 加权融合,最后在时间维度上使用 K-means 聚类算法自适应地找出滚动轴承的故障开始点。

在模型方面，主要介绍了 LSTM 网络模型的主要结构，以及其迭代原理，并且分别对 Momentum 优化器、RMSProp 优化器、Adam 优化器进行讨论并介绍了它们的作用原理。

第三章，主要介绍了基于信息增益和皮尔逊相关度系数的特征选择方法，并且结合 PCA 和 T-SNE 方法对选择出的特征进行融合。在滚动轴承健康状态分析方面，首先介绍了确定滚动轴承退化开始点的意义和方法。然后，介绍了基于退化开始点设定滚动轴承的剩余使用寿命的标签。

最后在滚动轴承剩余使用寿命预测方面，主要介绍了在单一负载和变负载下的数据集下使用基于 PMCC 和 KLIC 方法做的实验验证。

第四章，主要介绍了卷积神经网络的作用原理，以及卷积层、池化层、全连接层以及 softmax 层的工作原理和意义。并提出了一种新的一维多尺度卷积神经网络的特征选择方法，按照滚动轴承退化的时间维度从不同的尺度方面寻找最佳退化特征集。

最后介绍变负载下的基于 PMCC+KLIC+O-D-MSCNN 特征选择的滚动轴承剩余使用寿命的预测并与前文所提到的方法做了多方面的对比，进一步的证明算法的精度和泛化能力。

本章小结

本章节主要介绍了滚动轴承振动信号的特征提取和选择、健康指标的确定和变负载下的剩余使用寿命的预测的研究背景、意义以及其国内外研究现状。最后，介绍了文章的主要结构安排和总体的工作内容。

第二章 相关理论

目前，数据驱动是滚动轴承剩余使用寿命预测应用的主要趋势，而机器学习和深度学习是数据驱动原理的主要应用方法。然而，合理地将智能算法应用到滚动轴承采集的振动信号中去，是现阶段以及将来需要解决的首要问题。

本章节主要介绍了信号处理所用到的主要机器学习、深度学习以及滚动轴承剩余使用寿命预测的相关理论，并对这些理论方法进行详细地展开与分析。

2.1 基于信号变换的滚动轴承振动特征提取方法

2.1.1 短时傅里叶变换

振动信号可根据其频率分为稳态频率和瞬态频率，对于只包含单一的稳态频率和瞬态频率，使用简单的时频域就可以很好对其进行分析研究。然而，对于同时含有稳态和瞬态两种频率的振动信号，使用短时傅里叶变换（Short-Time Fourier Transform, STFT）可以较全面的对其频率层次进行提取分析。

傅里叶变换仅反映频域中信号的特征，而短时傅里叶变换可以关联时域和频域。本文利用 STFT 对原始机械振动信号的时频域信息进行了探讨。它使用函数窗口与信号傅里叶变换之间的时间序列相乘，并假设非平滑信号在分析窗口的短间隔内是平滑的。最后，信号被变换到时频域。公式如下：

$$S(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)h * (t - \tau)e^{-j\omega t} dt \quad (2.1)$$

其中， $s(t)$ 表示要变换的信号， $h(t)$ 表示滑动窗口函数， $*$ 表示复变位。在本研究中，滑动窗口函数的宽度为 20 ms，帧移步长为 10 ms。

2.1.2 小波变换

通过将时间信号 $x(t)$ 同谐波关联中的复正弦函数集合做相似度对比生成变换系数为传统的傅里叶级数。此种变换主要反映了 $x(t)$ 与 $(e^{j2\pi nt/T})$ 之间的相似度，通过改变 n 就可得到函数的不同频率范围，另一个角度来说频率范围的改变可通过对基本函数 $\psi(t)$ 进行相应的伸缩和时间位移，而后通过信号的度量对其进行处理。该过程叫做“时间-尺度标识”即为“小波”，而基本函数 $\psi(t)$ 叫做“基小波”或“母小波”。

(1) 连续小波变换

连续小波母函数如下：

$$\psi_{\tau,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), a > 0 \quad (2.2)$$

式中, a 为频率的倒数, 表示为尺度因子, $\frac{1}{\sqrt{a}}$ 为尺度归一化因子, 参数 τ 为时间位移。

对信号的连续小波变换为:

$$CWT(\tau, a) \leq x(t) \quad (2.3)$$

$$\psi_{r,a}(t) \geq |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (2.4)$$

式中 $CWT(\tau, a)$ 表示小波变换系数, 从上述的等式和不等式关系中可以看出, 小波变换与傅里叶变换之间虽然有相同的运算原理但由于在运算过程中傅里叶基与小波基之间存在明显的差异, 所以在信号时频域特征处理的过程中, 小波基函数需满足如下要求:

(1) 信号不可过于平滑或者是单调递增或递减的趋势, 应满足有一定的振动的状态, 具有波的相关特性。

(2) 处理信号本身的基础函数中的尺度参数 a 和平移参数 τ 是定值。

(3) 振动信号本身应满足在窗口以内有一小部分局部定义域是处于非零的状态的, 而窗口以外均为零的状态, 即数据满足紧支撑状态。

在短时傅里叶变换中, 参与函数 $W(t-\tau)e^{j\omega t}$ 计算的信号都具有相同的包络图, 是信号度量的标尺, 是由频率和时移调制构成的, 当函数中的 $W(\tau)$ 确定时其基本函数 $W(t-\tau)e^{j\omega t}$ 中的频率和时间尺度是固定的。在小波函数中母小波的尺度大小和时移构成了信号度量的标尺, 所以尺度因子为基本函数的频率分辨率和时间分辨率, 且具有不确定性高的特点, 同时, 信号的带宽和频率将受到尺度因子的影响, 即当尺度因子增加时带宽和频率会随之有较为明显的降低。由于小波变换具有多分辨的特性, 所以小波变换非线性振动信号的特征处理工作, 其中连续小波变换的反变换函数为:

$$X(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{+\infty}^{-\infty} \int_{+\infty}^{-\infty} CWT(\tau, a) \psi_{r,a}(t) \frac{dad\tau}{a^2} \quad (2.5)$$

其中, C_ψ 表示为 $\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(\omega)|^2 \omega^{-1} d\omega$, 当 $\int \psi(t) dt = 0$, 且存在振幅, 即为小波。

2.1.3 离散化小波变换

将小波离散化处理, 是小波变换在实际应用中最常用到的变换方式之一, 参考上文提到的连续小波变换算法, 当尺度因子和窗口频移量处于变化状态时, 小波基函数便可以同时表现出两个参数的相关性, 所以连续小波变换将会带来特征信息的冗余, 针对这一现象, 将窗口平移参数与信号尺度参数限制在信号离散点上将会带来较明显的改善。

通常情况下，是将根据指数函数的关系将其尺度参数进行离散化处理。其中小波的基函数为：

$$\psi_{p,q}(t) = 2^{-\frac{p}{2}} \psi(2^{-p}t - q) \quad (2.6)$$

其中离散化小波变换为：

$$WT(p, q) \leq x(t) \quad (2.7)$$

$$\psi_{p,q}(t) \geq 2^{-\frac{p}{2}} \int_R X(t) \psi(2^{-p}t - q) \quad (2.8)$$

2.1.4 时频域振动信号的特征提取

功率谱、幅值谱、高阶谱、倒数谱等特征主要表现在增加故障阶段的特征振动频率，是传统提取时域的主要方法。通过振动信号的振动幅度在频域中所对应的关系来确定幅值谱的，而振动信号的能量在频域中的分布情况是用来表示功率谱的，所以频域特征构造方面功率谱表现得更为明显、倒数谱也叫做二次频谱分析，是通过对功率谱进行傅里叶变换处理得来的特征，其相对于功率谱在敏感度方面表现出较好的优越性。

作为传统功率谱的一种补充，谱峭度是从共振的中心频率和共振带宽来共同作用达到降噪的过程，通过傅里叶变换，选用一个固定的滑动窗口来确定中心频和带宽，因此确定的中心频和带宽并不一定可以达到最优。然而，通过短时傅里叶变换，采取精准滤波器就可以很好的解决这一问题。

基于高斯假设的功率谱分析，大多是应用于调制信号故障阶段的幅值频率的情况，然而在故障阶段的信号很难表现出明显的高斯分布。所以使用高阶概率分布的统计量来表征随机信号的特性可以很好的完善功率谱在故障信号分析中表现的不足。高阶信号统计量具有较强的降噪能力，能有效的提取各种因偏离高斯分布而产生的各种特征信息。

当故障产生时，其加速度振动信号产生的信号通常都是呈周期性变化的，在分析整个周期的信号分布特性时当出现非平稳信号时将其视为周期性的平稳信号，通过该方法可以有效的提高信号在早期衰弱的信噪比，从而提高预估精度。

通过对信号的时频域分析处理可以在一定程度上解决噪声和不稳定信号等问题，为了在时间维度上进一步的分析信号振动频率在各个频带上的分布特性，现有主要的时频域分析方法主要包括：

(1) 将 Wigner-Villegas 分布作为基础的双线线性分布, 其具有很好的时频域的分辨效果, 但是面对信号的多分量重组情况时, 该方法就会产生较多的干扰因素, 然而通过使用 S 变换中的线性叠加原理可以较好的降低由傅里叶变换和小波变化所带来的信号相位信息不足和时频分辨率的固定缺陷所带来的影响。

(2) 自适应的参数化与非参数化的时频域分析。

(3) 线性时频分析, 如经验小波变换、谐小波变换、同步压缩小波变换、双树小波变化、Laplace 小波变换、Morlet 小波变换第二代小波提升小波变换等。

由于滚动轴承的加速度振动信号数据的特征丰富和易采集的特性, 所以通过对滚动轴承振动信号的特征进行提取、变换、选择等处理一直被作为滚动轴承故障诊断和 RUL 预测的最常用和最有效的方法之一。

本节通过时域、频域和时频域对滚动轴承加速的振动信号进行特征提取研究。

(1) 时域振动信号的提取方法

时域特征指标一般分为有量纲和无量纲两大类, 是最广泛也是最简单的特征分析方法之一。

有量纲的特征分析一般包括均值、峭度、峰峰值、方差、方根幅值等, 如表 2.1 所示。

无量纲的特征分析一般包括峭度指标、峰值指标、波形指标等, 如表 2.2 所示。

在特征分析中有量纲的特征指标会随着故障的加深而表现出上升的趋势, 但会随着滚动轴承负载的不同而呈现出不同的上升趋势; 然而, 无量纲的特征在指标之间在反映振动信号的表现形式是保持相对统一的, 所以可以用作不同负载下的特征分析。在滚动轴承全寿命振动信号中两种指标都可以较好的反映出其退化状态, 因此, 本文将这两种特征作为重要指标分析滚动轴承的 RUL 预测研究。

① 特征值统计

对脉冲较为敏感的指标有峰值指标、脉冲指标、峭度指标和裕值指标, 但其稳定性较差。均方根误差具有较好的稳定性, 但其对早期的故障敏感度较弱、峭度指标作为无量纲指标是信号特征中较常用的指标, 其对早期故障和冲击振动信号具有较高的敏感度, 以历史经验来看, 当峭度指标的值接近 3 的时候其对应的振动信号幅值接近于正态分布。当出现滚动轴承出现的故障越明显时其振幅偏离的正态分布的范围就越大, 峭度值也就越大。

② 波形分析

在信号分析中, 时域特征的波形具有信息量大、波形直观易观察分析等特点。

③ 相关性分析

滚动轴承的振动信号都呈一定的周期规律变化，在相关的时频信号分析中可侧重检测信号的周期成分，如果振动信号呈周期性变化其自相关函数也呈周期性变化。当信号为白噪声时其相关函数会随之衰减掉。若信号中含有噪声，可将噪声信号进行多次的相关性处理来降低噪声使得信号的周期性呈现出来。

表 2.1 有量纲时域特征指标
Table 2.1 Dimensioned time-domain feature indicators

特征参数	特征计算公式
均值	$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n X_i$
最大值	$X_{max} = \max\{x_i\} (i = 1, 2, \dots, N)$
最小值	$X_{min} = \min\{x_i\} (i = 1, 2, \dots, N)$
歪度	$\alpha = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i^3$
峭度	$\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i^4$
方差	$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$
方根幅值	$X_i = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \sqrt{ x_i } \right]^2$
绝对平均幅值	$ \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n X_i $
均方根值	$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n X_i^2}$
峰峰值	$X_{p-p} = \max(X_i) - \min(X_i)$

表 2.2 无量纲时域特征指标

Table 2.2 Dimensionless time-domain characteristic indicators

特征参数	特征计算公式
波形指标	$S_i = \frac{X_{rms}}{ \bar{X} }$
脉冲指标	$I_f = \frac{X_{max}}{ \bar{X} }$
峭度指标	$K_v = \frac{\beta}{X_{rms}^4}$
峰值指标	$C_f = \frac{X_{max}}{X_{rms}}$
裕度指标	$CL_f = \frac{X_{max}}{X_r}$
偏斜度指标	$p = \frac{\alpha}{X_{rms}^3}$

(2) 频域振动信号的提取方法

滚动轴承的振动信号频率的结构会随着故障的发生而发生变化，如：当振动信号中有回转的频率出现时，就可以大致断定滚动轴承发生了不平衡的故障；当振动信号中出现了周期性的高频信号，也可断定滚动轴承中出现了点蚀的损伤。因此，在信号分析中应将频域信号的分析方法作为重要的指标进行分析。

频域分析的主要方法是时域波形通过傅里叶变换转换成单一的谐波分量进行分析，其主要的模块包括：功率谱和幅值谱。

① 功率谱

功率谱可将信号的功率随频率的变化趋势反映出来，本方法对点蚀、磨损等具有较高的敏感度，能够较好的反映出信号的幅值和频率结构。功率谱可以通过减少噪音从而反映出频谱频率中的主要成分。

② 幅值谱

滚动轴承运转中的振动信号中不同频率的分量可以通过幅值谱来反映，可以将振动信号通过傅里叶变换分解成多个简谐波分量的叠加，通过将这些简谐波投影到不同的分量坐标上得到多个的离散分量。

③ 信号的共振解调

滚动轴承在其运转过程中出现的局部故障会导致其在受载过程中产生周期性的能量脉冲信号，从而整体提高滚动轴承的其它部件总体振动频率，然而不同的故障会导致不同的信息特征。

当滚动轴承故障发生时高频振动带的能量要远高于低频振动带的能量，所以如果想单纯的通过傅里叶变换很难确定其具体的故障种类。

通过使用短时傅里叶变换对时域信号做等频变换处理得到频域信号，如表 2.3 所示。其中特征 P_1 表示滚动滚动轴承机械振动能量的大小； $P_6, P_{10} \sim P_{13}$ 表示主频带的位置变化情况； $P_2 \sim P_4, P_{10} \sim P_{13}, P_6$ 频谱的集中或是分散程度。

(3) 时频域振动信号的提取方法

时频域特征可以同时时域和频域联合分析滚动轴承振动信号的特征分析方法，能够有效的通过分析出各个时刻的频率和幅值来表示不同时刻和频率的能量密度^[76]。

小波变换 (Wavelet Transform, WT) 和经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 是现阶段主要的时频域分析方法，特别是 EMD 它不仅可以像小波变换那样选取不同的基函数，而且，还可以对于振动信号中的敏感度较低的特征也具有较好的提取效果。

本文将使用 EMD 分解后的 IMF 分量作为特征集合的一部分。设 $f_i(t)$ 为 EMD 分解的多个模态分量，余项为 $r_n(t)$ 将其作为第 $n+1$ 个分量 $f_{n+1}(t)$ 。

第 i 个分量可表示为：

$$E(f_i(t)) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^N (f_i(t))^2 \quad (2.9)$$

$$E(x(t)) = E(f_1(t)) + E(f_2(t)) + \dots + E(f_{n+1}(t)) \quad (2.10)$$

其中， N 表示分量 $f_i(t)$ 的长度。

表 2.3 频域特征指标

Table 2.3 Frequency-domain characteristic indicators

特征参数	特征计算公式
P_1	$P_1 = \frac{\sum_{k=1}^k s(k)}{k-1}$
P_2	$P_2 = \frac{\sum_{k=1}^k (s(k) - p_1)^2}{k-1}$
P_3	$P_3 = \frac{\sum_{k=1}^k (s(k) - p_1)^3}{k(\sqrt{p_2})^2}$
P_4	$P_4 = \frac{\sum_{k=1}^k (s(k) - p_1)^4}{kp_2^2}$
P_5	$P_5 = \frac{\sum_{k=1}^k f_k s(k)}{\sum_{k=1}^k s(k)}$
P_6	$p_6 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^k (f_k - p_5)^2 s(k)}{k}}$
P_7	$P_7 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^k f_k^2 s(k)}{\sum_{k=1}^k s(k)}}$
P_8	$P_8 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^k f_k^4 s(k)}{\sum_{k=1}^k f_k^2 s(k)}}$
P_9	$P_9 = \frac{\sum_{k=1}^k f_k^2 s(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^k s(k) \sum_{k=1}^k f_k^4 s(k)}}$
P_{10}	$p_{10} = \frac{p_6}{p_5}$
P_{11}	$p_{11} = \frac{\sum_{k=1}^k (f_k - p_5)^3 s(k)}{Kp_6^3}$
P_{12}	$p_{12} = \frac{\sum_{k=1}^k (f_k - p_5)^4 s(k)}{Kp_6^4}$
P_{13}	$p_{13} = \frac{\sum_{k=1}^k (f_k - p_5)^1 s(k)}{Kp_6}$

2.2 K-Means 聚类算法

2.2.1 K-Means 聚类理论

聚类，作为一种无监督的算法主要的作用是将数据对象具有高度相似的分为若干个数据簇。聚类的方法主要可分为层次聚类和划分聚类这两种方式。其中，层次聚类是通过数据之间在不同尺度上的相似度来构建一个嵌套的聚类结构。划分聚类主要先指定好需要聚类的个数和聚类的中心点，通过算法对聚类范围和聚类中心进行优化迭代，直到将数据分成完整的簇为止。

K-Means 聚类算法作为最常用的划分聚类算法，其中最早是由 MacQueen 在 1967 年首次使用的，由于该算法具有较好的聚类效果以及简易的流程等优点。它是使用数据样本点在空间坐标系中的欧氏距离来衡量样本之间的相似度，相似度越大其样本之间的欧氏距离就越小。算法在开始时需要首先指定一个 K 值和坐标点，作为初始算法聚类的数目和聚类中心，通过计算每个簇中数据在空间分布的误差平方和 (Sum of Squared Error, SSE) 作为聚类指标分配数据最近的集群中心每个集群中心形成新的集群，然后更新形成新的集群中心和重复的过程，以确保所有的数据已经完成了聚类分析。其具体步骤如下：

首先，设定聚类中心为 c_i ，其中 K 为聚类中心的个数，再计算空间分布的所有的数据点到每个聚类中心 c_i 的欧氏距离，将聚类中心点到最近的数据集合作为一个簇，最后计算每个簇中的所有数据对象的平均值作为新的聚类中心。得到新的聚类中心之后再去按照以上的方法更新簇和聚类中心，直到本次更新的聚类中心和上次更新的聚类中心不再发生变化为止。

其中，每个数据点到聚类中心的欧氏距离为：

$$D(x, C_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_j - C_{ij})^2} \quad (2.11)$$

式中， x 为研究对象的总体数据集； C_i 表示第 i 个聚类中心，且 $1 \leq i \leq k$ ； m 表示数据对象在空间坐标系中最大的维度， x_j 表示数据集的第 j 个维度的属性值， C_{ij} 表示第 i 个聚类中心第 j 个维度属性。其中，整个数据集中的 SSE 的计算公式为：

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|d(x, C_i)\|^2 \quad (2.12)$$

式中的 SSE 表示聚类结果的评价指标。

2.2.1 K-Means 聚类算法流程

K-Means 算法是需要不断更新迭代的算法，是基于划分聚类算法作为衡量标准的，采用最小化准则函数的原理，将数据集合在空间上聚集成合理的 k 个簇，其具体的算法流程如下：

K-Means 聚类算法

Input:

原始的数据，初始聚类中心 C_i ，聚类个数 k

Output:

聚类结果

While 总的 SSE 值发生变化

Do 根据公式 $D(x, C_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_j - C_{ij})^2}$ 计算出集合中的数据到聚类中心的欧氏距离；

将空间中的数据对象分配到每个最近的聚类中心所在的簇中；

计算每个簇中数据在空间分布中的平均值，作为新的聚类中点，再根据公式 $SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|d(x, C_i)\|^2$ 计算出更新后的所有簇的 SSE 值

End

2.3 长短时记忆神经网络的模型介绍

由循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）改进而来的 LSTM 网络在当今的各大领域都得到了广泛的应用，如：自然语言处理，音频振动信号分析，器械健康状况预测等。由于 LSTM 网络在隐藏层中加入了记忆结构，通过激活函数 sigmoid 和 tanh 来控制数据的记忆和遗忘，从而有效的防止了网络在训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题的出现。表示由上一个时刻输入的数据通过激活函数计算出下一个时刻输出的数据 h_t ：

在传统的 RNN 网路中，设在时刻 t 的输出特征数据由向量 x_t 表示，而向量 h_{t-1} 表示

$$h_t = g(x_t, h_{t-1}) = \sigma(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (2.13)$$

式中， σ 表示激活函数 sigmoid， W_{xh} 表示上一时刻的输入层到隐藏层之间的权重， W_{hh} 表示本时刻的隐藏层到下一时刻隐藏层之间的权重， b_h 表示本时刻的偏置值。

LSTM 网路相对于传统的 RNN 在其隐藏层中增加了记忆的功能，其中的结构包括遗忘门、输入门和输出门，这样的三个机制可以有效的控制网络在某个时间节点遗忘上一层网络传入的特征信息以及记住某个时间节点的由上一层信息传来的已更新的特征信息，其结构示意图如 2.2 所示，

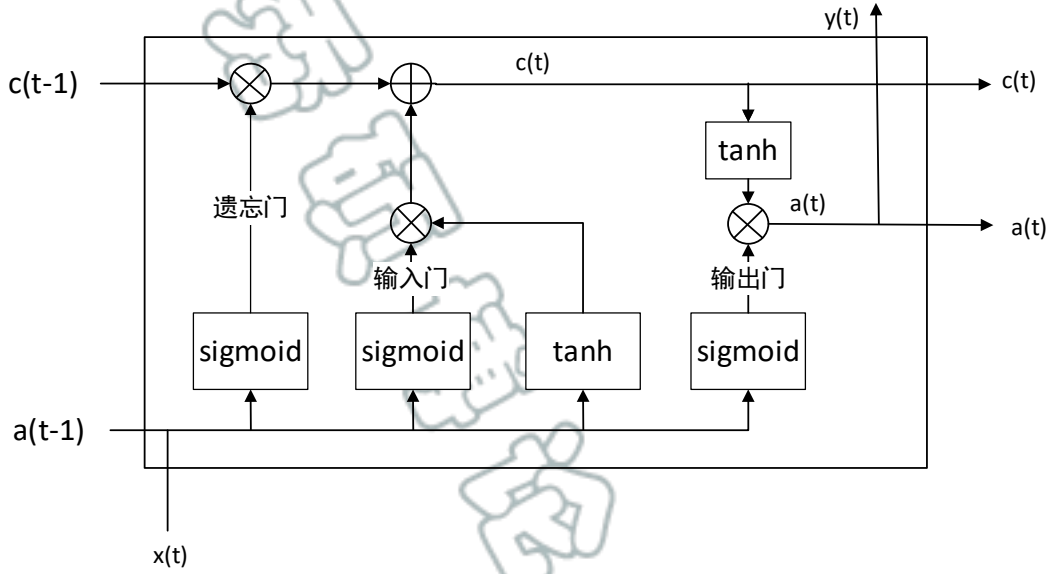


图 2.2 LSTM 网络结构示意图

Fig. 2.2 LSTM structure diagram

在 LSTM 网络的训练过程中，是由网络当前的输入和输出的值决定此时间段网络中隐藏层的状态，通过反向传播反复迭代完成的。通过输入门、输出门和遗忘门控制着神经元中信息的影响，使得 LSTM 网络能够较长的保存上一层的传过来的特征信息。从图 2.2 的 LSTM 网路的内部结构中可以看出，网络结构中的三个门都采用了 sigmoid 函数通过非线性的方式进行求和操作，其网络更新的具体操作如下：

(1) 将 \hat{c}_t 作为临时的特征信息记忆模块， c_t 为更新的记忆单元，在此之前 \hat{c}_t 作为临时的记忆单元。将当前的记忆单元的输入和上一个记忆单元的输出分别与其各自的权重进行相应的线性组合共同决定了变量 c_t 的变化量，其公式如下：

$$\hat{c}_t = \tanh(W_{xc}X_t + W_{hc}H_{t-1} + b_c) \quad (2.14)$$

(2) 当数据进入输入门时, 输入门将有选择的将信息储存到记忆单元中去, 其中计算输入门值 i_t 如下:

$$i_t = \sigma(W_{xi}X_t + W_{hi}H_{t-1} + b_i) \quad (2.15)$$

(3) 接下来是遗忘门的计算, 在处理记忆单元的数据时将数据信息进行有选择性的遗忘, 具体的计算方法如下:

$$f_t = \sigma(W_{xf}X_t + W_{hf}H_{t-1} + b_f) \quad (2.16)$$

(4) c_{t-1} 为当前时刻的记忆状态, 计算方法为:

$$c_t = f_t \otimes c_{t-1} + i_t \otimes \hat{c}_t \quad (2.17)$$

其中 \otimes 表示矩阵的逐点相乘操作, 从式 2.17 中我们可以看出, 前一时刻单元的变化量 c_{t-1} 和临时储存记忆信息的变化量 \hat{c}_t 共同决定了此时记忆单元的更新状态, 再将其状态通过记忆门和遗忘门共同选择得出结果。

(5) 将记忆门的信息输出到下一个时刻的网络结构中其输出门, 记作 $a(t)$:

$$a(t) = \sigma(W_{xa}X_t + W_{ha}H_{t-1} + b_a) \quad (2.18)$$

(6) 最后将每个时刻的记忆单元的信息输出到下一层的所对应的神经元中, 其公式为:

$$y(t) = a(t)\tanh(c_t) \quad (2.19)$$

其中, 式中的 W_{hc} 、 W_{hi} 、 W_{hf} 、 W_{ha} 分别表示在当上一时刻的输出与当前时刻的输入之间的链接的权重; W_{xc} 、 W_{xi} 、 W_{xf} 、 W_{xa} 分别表示在当前时刻输入层与下一个隐藏层之间的权重; b_c 表示输入节点的偏置; b_i 表示输入门的偏置; b_f 表示遗忘门的偏置; b_a 表示输出门的偏置; σ 表示激活函数 sigmoid 函数; H_{t-1} 表示上一时刻输出的结果。

在本研究中, LSTM 网络中的每个神经元定向输出的为每个时间状态 t 下的滚动轴承的 RUL, 其公式为:

$$RUL = \sigma_x(W_r[h_t, t_i] + b_r) \quad (2.20)$$

其中， W_r 和 b_r 分别为矩阵的权重和偏置， σ_x 表示为线性激活函数 linear。

2.4 优化算法

在深度学习网络中的反向传播的迭代学习中，为了使得神经元中的损失函数中的各个参数在趋近合适的大小，从而使得损失值不断的逼近全局到最低值，引用了优化器（Stochastic Gradient Descent, SGD）这一概念。传统的 SGD 计算的公式如下：

$$\mu^* = \arg \min L(f(x; \mu)) \quad (2.21)$$

其中， $L(*)$ 表示目标函数， $f(*)$ 表示网络的输出特征， μ 表示网络中的所有参数， μ^* 为网络中的最优参数， x 表示网络中的输入特征。

2.4.1 Momentum 优化器

在通常的深度学习网络的训练过程中，在采用传统的 SGD 优化方法时，为了提高训练的速度，通常会把数据拆分成等量的小份进行分批次的训练，但是这种分批次的训练方法会容易导致模型陷入局部最优的现象。为了解决这种现象我们可以通过调节学习率的方式去解决，但是在设置学习率范围的过程中，学习率过大就会训练时跳过最优点，学习率设置过小则会陷入局部最优。

所以，Momentum 优化器就可以很好的解决上文中所提到的问题，它的主要思想是通过引入前序时间积攒的梯度动量来加速优化。其具体公式如下：

$$v_{dw} = \beta v_{dw} + (1 - \beta) dW \quad (2.22)$$

$$v_{db} = \beta v_{db} + (1 - \beta) db \quad (2.23)$$

$$W = W - \alpha v_{dw} \quad (2.24)$$

$$b = b - \alpha v_{db} \quad (2.25)$$

其中, α 表示学习率; β 表示梯度的积累指数; dW 和 db 分别表示损失函数反向传播时所得的梯度值; v_{dw} 和 v_{db} 分别表示训练中在上一轮的迭代过程中损失函数所积累的梯度动量。

当前的动量大小会受到上一次动量的影响,是 Momentum 优化器主要的特点。因此,它可以解决传统的 SGD 算法在更新时幅度摆动过大的问题以及加快网络的收敛速度。

2.4.2 RMSProp 优化器

优化器 (Root Mean Square Prop, RMSProp), 是 2013 由 Geoffrey E. Hinton 在 Coursera 提出的,它可以进一步的解决优化算法在因更新过程中摆动幅度过大的而难以收敛的问题,并且进一步的加快算法的收敛速度,其具体的公式如下:

$$S_{dw} = \beta S_{dw} + (1 - \beta) dW^2 \quad (2.26)$$

$$W = W - \alpha \frac{dW}{\sqrt{S_{dw} + \epsilon}} \quad (2.27)$$

$$S_{db} = \beta S_{db} + (1 - \beta) db^2 \quad (2.28)$$

$$b = b - \alpha \frac{db}{\sqrt{S_{db} + \epsilon}} \quad (2.29)$$

其中, β 表示累计梯度指数, S_{dw} 和 S_{db} 分别表示在上一次的迭代中的梯度动量。

2.4.3 Adam 优化器

Adam 优化器是对 SGD 优化器的扩展,在网络迭代过程中它可以更有效地更新网络中代价函数的权重去替代传统的随机梯度下降的方法。针对浅层的网络,在梯度下降的过程中一般普通 SGD 就可以满足使网络收敛到局部最优的情况。但是随着网络层数的加深以及每层网络中细胞单元数目的增加其中伴随着网络的超参数也会随之增加,然而,面对这种情况简单的 SGD 往往会导致超参数优化不合理从而使得训练陷入局部最优的现象。为了解决这种问题,本文采用了使用较为广泛的自适应的 Adam 优化算法,它可以通过调节梯度的一阶预估计和二阶预估计进行校正,在每一个迭代校正之后更新代价函数学习率的范围,其具体操作公式如下:

$$a_t = \mu * m_{t-1} + (1 - \mu) * g_t \quad (2.30)$$

$$b_t = v * b_{t-1} + (1 - v)g_t^2 \quad (2.31)$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \mu^t} \quad (2.32)$$

$$\hat{n}_t = \frac{n_t}{1 - v^t} \quad (2.33)$$

$$\theta = \theta - \eta * \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{n}_t + \varepsilon}} \quad (2.34)$$

其中， \hat{m}_t 和 \hat{n}_t 分别表示一阶矩向量和二阶矩向量在时刻 t 的初始化值， g_t 表示为时刻 t 的梯度， η 为学习率， ε 表示为偏置一般设为 10^{-8} ， μ 和 v 分别表示指数的衰减率。

Adam 在处理平稳目标时有着较好的优越性，它在面对解决非凸的优化问题中有着较强的鲁棒性，且针对维度较高和数据量较大的数据相对于其它优化方法有着较强的优势。

2.5 剩余使用寿命预测相关理论

2.5.1 RUL 的相关概念

机械设备在运转过程中把设备从正常状态到完全失效的所经历的时间，并且把当前时刻到失效时刻的时间长度叫做设备的剩余使用寿命（Remaining Useful Life, RUL）。通过根据当前设备的状态，以及设备所经历的历史数据的状态的变化过程来预估设备从当前时刻到完全退化的剩余使用寿命。从图 2.3 中可以看出设备的运转过程可分为正常阶段、退化阶段和损坏阶段。从正常阶段过渡到退化阶段需要经过一个故障发生点，从退化阶段过渡到损坏阶段需要经过一个损坏的发生开始点。然而设备的性能退化将直接影响到其剩余使用寿命。所以在做设备剩余使用寿命评估时，需要结合其状态退化的历史数据和退化状态综合的去做评估预测。

2.5.2 失效和失效范围

设备的失效可以根据其失效的特性分为硬失效和软失效。其中硬失效主要是指设备中的某个器件在某个部分受到了物理上的损伤从而导致其运转的失效；而软失效设备在运转的过程中由于疲劳、磨损等达到了一个性能的边界。失效的范围可以通过数学计算和设备的历史备案分别来定义失效的开始点和失效的阈值。通过不同的数学方法定义失效的边界，可以利用数据嵌套代数方程定义失效的精确边界，或者通过分析设备现有状

态的可靠性来预估设备的失效边界。通常在设备的失效时间预估检测中使用历史案例数据设定一个合理的失效范围，通常以设备预估的失效范围定义设备的 RUL 值。

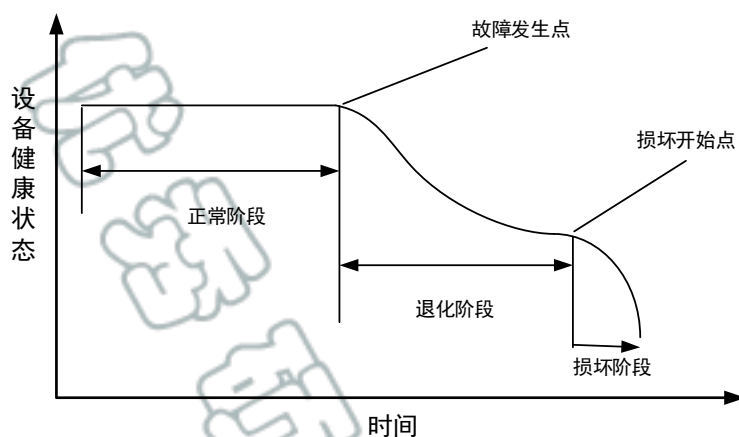


图 2.3 设备健康状态示意图

Fig. 2.3 Equipment health status diagram

2.5.3 基于相似性的设备 RUL 预测方法

从退化轨迹的相似性出发去研究设备的 RUL，其核心思想是一种基于其它众多设备退化轨迹中的实例经验的退化模式与现有设备的退化轨迹进行对比研究从而对设备进行 RUL 的预测。

图 2.4 描述了基于相似性 RUL 的预测框架的主要思路。其主要思想是通过监视过往历史样本特性与当前设备运转时的样本状态特性进行相似性的匹配，通过模式匹配确定当前设备中退化轨迹中的退化阶段所产生的剩余使用寿命的预估值。

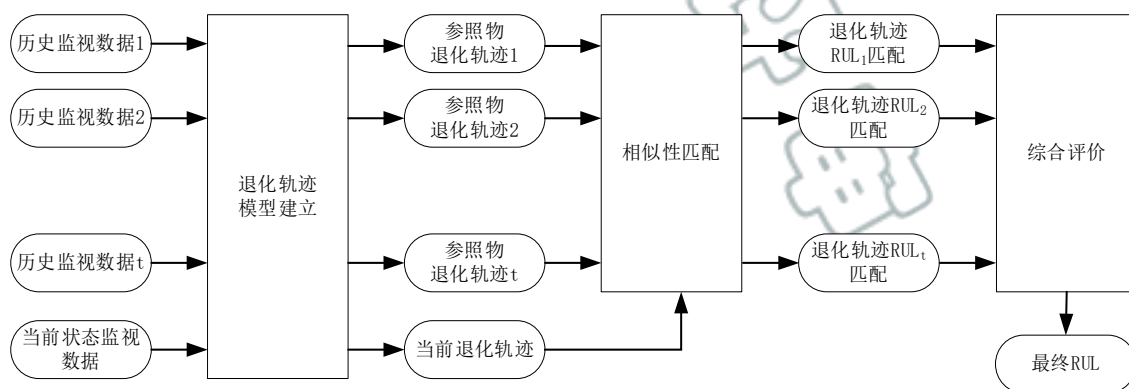


图 2.4 基于相似性 RUL 的预测框架

Fig. 2.4 A predictive framework based on similarity RUL

2.6 变负载下的滚动轴承剩余使用寿命预测方法

针对基于变负载下的滚动轴承剩余使用寿命的预测的研究,在开始之前需要对不同负载下的振动信号数据做统一的预处理。本文通过基于信号变换的方法提取滚动轴承振动信号的时频域特征集合。再将这些特征集合使用同一特征变换方法,得到能够反应轴承退化信息的且高泛化能力的特征集合。最后将这些特征集合使用 LSTM 深度网络模型完成剩余使用寿命的预测。其具体流程如图 2.5 所示。

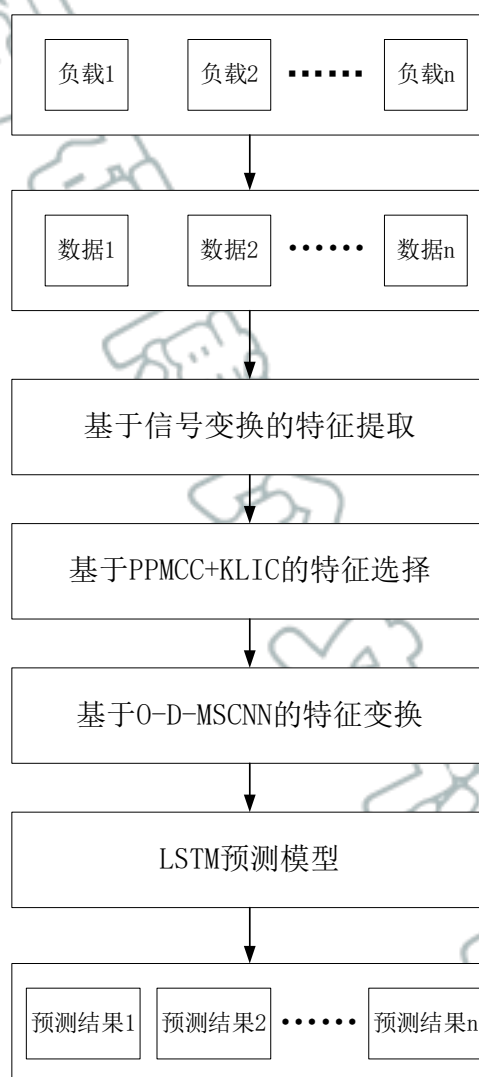


图 2.5 变负载下的滚动轴承剩余使用寿命预测流程图

Fig. 2.5 Flow chart for predicting the remaining service life of rolling bearings under variable loads

本章小结

本章节首先，系统的介绍了针对滚动轴承振动信号时提取的相关理论方法，分别介绍了短时傅里叶变换的技术实现，并且研究了基于短时傅里叶变换的特征提取方法，分别分析了时域、频域、时频域的特征提取方法，并分别使用美国 IMS 滚动轴承数据集和法国 FEMTO-ST 滚动轴承数据集的振动信号做实验验证研究。然后，介绍了一种新的基于 K-means 的聚类的滚动轴承健康状态划分方法，以及对 LSTM 网络结构中的输入门、输出门和遗忘门进行详细地研究。并且，对 Momentum、RMSProp、Adam 优化器的优缺点进行深入的讨论分析。最后，本章节对设备的剩余使用寿命预测中的技术做了深入的研究，为设备的 RUL 预测建立可靠的评估模型做好充分的准备。

第三章 基于 KLIC 和 PPMCC 特征选择的轴承剩余使用寿命预测方法

在对振动信号的特征数据，选取有用特征的过程中，往往需要着重考虑特性相对于预测标签的信息度含量，若选取的特征集合都含有较高且相似的信息度就会产生特征信息之间的冗余，所以本章节主要介绍了一种新的基于皮尔逊相关度系数（Pearson Product-Moment Correlation Coefficient, PPMCC）和信息增益（Kullback–Leibler divergence, KLIC）的特征选择方法，使得所选的特征在保证较高的信息度的同时解决特征之间的高冗余问题。

同时，介绍了基于 K-Means 聚类的滚动轴承健康状态确定方法，并介绍了该方法所需要用到的基于 PCA 和 T-SNE 的特征融合相关理论。

3.1 信息增益

在滚动轴承的剩余使用寿命预测中，使用信息增益作为特征选择的指标可以较为全面的确定特征集合中相对于时间标签信息度占比较大的特征集。

1948 年香农借用热力学中的熵提出“信息熵”的概念，解决了对信息的量化度量问题，其公式为：

$$H(X) = -k \sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i) \quad (3.1)$$

其中 X 表是为一个离散的随机变量即 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，其出现的概率为 $p(x_i)$ ， k 为常数。

若想知道某一个特征对对样本集 X 划分的重要程度，就要引入信息熵信息增益，其公式如下：

$$Gain(X, a) = H(X) - \sum_{j=1}^m \frac{D^j}{D} H(X^j) \quad (3.2)$$

其中， a 是选择的特征， a 中一共有 m 个取值，数据集 X 就是用这 m 个取值划分的。

3.2 皮尔逊相关度系数

皮尔逊相关度系数是一个度量两个变量之间的差异的物理量。使用 PPMCC 进行特征选择可以通过测量特征之间的差异，使所选择的特征集更有鲁棒性。在一定的范围内，特征之间的差异越大，信息就越全面。PPMCC 在-1~1 的范围内，绝对值越接近 0，两个变量之间的差异度就越大。

皮尔逊相关度系数是由卡尔·皮尔逊从弗朗西斯·高尔顿在 19 世纪 80 年代提出的一个相似的想法演变而来的。用来表示两个变量之间的相关程度。设两个随机变量分别为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 其公式为：

$$r = \frac{cov(A, B)}{\sigma_A \sigma_B} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{A})(b_i - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{A})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (b_i - \bar{B})^2}} \quad (3.3)$$

其中， $cov(A, B)$ 和 $\sigma_A \sigma_B$ 表示对集合 A, B 的协方差和标准差， \bar{A} , \bar{B} 分别表示集合 A, B 的均值。

3.3 基于 PCA 和 T-SNE 的特征融合方法

特征融合是指从同一模式中提取不同的特征向量来进行最优组合。本文所采用的特征融合方法是基于 t 分布随机邻接嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, T-SNE)技术和主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)相结合的方法。

(1) PCA 特征融合方法

PCA 是一种无监督的特征降维算法，是一种使用最为广泛的数据融合方法，该方法首次是由 Person^[67]在 1901 年提出的，在 1933 年 Hotelling^[68]将其完整的算法归纳总结出来。

PCA 的主要思想是将原有的 N 维数据在保持其最大方差的同时将其映射到 k 维上，其中 k 维是全新的正交特征被称为主成分，如图 3.1 所示。

可以看出在二维空间中投影在空间 (a) 上的数据点相对于空间 (b) 更能够体现数据的完整性。

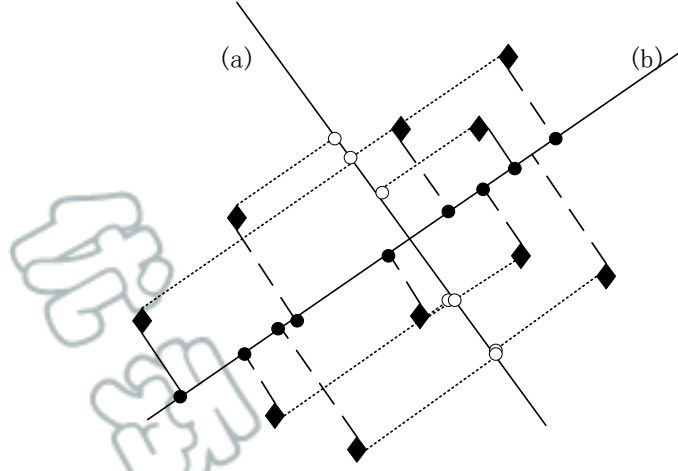


图 3.1 PCA 投影原理

Fig. 3.1 The PCA projection principle

PCA 其具体方法如下：

设 x 表示特征集合，其中， $x_k = (x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk})^T$ 表示 n 维的特征向量， x_k 为去中心化后的特征集合，均值为 0 并且为描述滚动轴承的退化状态，对其作线性变换得到协方差矩阵 W 。

$$W = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T \quad (3.4)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k \quad (3.5)$$

针对协方差矩阵 W 求出其所对应的特征值 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$ ，以及所对应的特征向量 h_i ，将 λ_i 按照其降序进行排序 ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \dots > \lambda_n$)，则样本 x_i 对应的特征向量 h_i 对应的主成分为：

$$y_{ij} = h^T (x_j - \bar{x}) \quad (3.6)$$

所有的特征向量形成一个 n 维的正交空间， x 被投影到那里得到相应的 n 维主分量。特征向量在重构时的贡献与其对应的特征值成正比。设正交空间的前 m 个主分量为 v_1, v_2, \dots, v_m ，其累积方差贡献为

$$a(m) = \sum_{i=1}^m \lambda_i \sum_{k=1}^n \lambda_k \quad (3.7)$$

将 $a(m)$ 从最小到最大进行排序，并根据需要选择适当的贡献率。

(2) T-SNE 特征融合方法

T-SNE 是一种非线性流形学习降维算法。T-SNE 降维算法允许数据尽可能地保持从高维数据的样本到从低维数据的样本的概率分布不变。其具体方法如下

定义特征集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。假设 x_i 和 x_j 是集合 X 中的任意两个样本。高维空间中两个样本的条件概率为 $P_{j|i}$,

$$P_{j|i} = \frac{\exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{k \neq i} \exp(-\|x_i - x_k\|^2 / 2\sigma^2)} \quad (3.8)$$

计算对象 x_i 和 x_j 之间的联合概率，公式如下：

$$P_{ji} = \frac{P_{j|i} + P_{i|j}}{2n} \quad (3.9)$$

定义数据集 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ 。 Z 是特征集合 X 在低维空间所对应的样本。现将集合 Z 中的两点 z_i 和 z_j 之间的嵌入相似度 f_{ij} ，计算为具有单自由度的归一化 Student-t 核，

$$f_{ij} = \frac{(1 + \|z_i - z_j\|^2)^{-1}}{\sum_{k \neq i} (1 + \|z_i - z_k\|^2)^{-1}} \quad (3.10)$$

再计算其目标梯度 $\frac{\partial C}{\partial z}$,

$$\frac{\partial C}{\partial z_i} = 4 \sum_j (P_{ij} - f_{ij})(z_i - z_j)(1 + \|z_i - z_j\|^2)^{-1} \quad (3.11)$$

计算 P_{ij} 和 f_{ij} 之间的 KL 散度 (Kullback-Leibler divergences) 用 C 表示：

$$C = \sum_i \sum_j P_{ij} \log \frac{P_{ij}}{f_{ij}} \quad (3.12)$$

3.4 基于 K-Means 的聚类算法的滚动轴承健康状态研究

在滚动轴承的实际工作中，随着运转时间的增加，其健康状态将逐渐从正常阶段转向退化阶段，如果在滚动轴承没有损坏的情况下预测其退化状态和剩余使用寿命会带来很大的误差。只有准确的找到滚动轴承早期的退化点在滚动轴承剩余使用寿命周期的早期损伤点开始预测更为合理。因此，在滚动轴承健康状态和剩余使用寿命预测过程中，准确地找到早期滚动轴承损伤的退化点尤为重要。传统的早期故障点识别通常是通过观察故障特征信号振动程度的突然变化来寻找故障突变点。当滚动轴承刚刚发生突然变化时，振动信号的变化非常细微。这些观察结果并不能准确地找到突变点。本文提出了一种基于特征聚类的算法。通过聚类，可以更准确地找到滚动轴承在运行过程中退化的起点和损伤点。具体的算法步骤如下。

首先，通过观察时域和频域的退化状态图，所选择的特征可以清晰地反映退化状态，并通过 T-SNE 降维算法融合所选特征。最后，利用 k-Means 进行聚类，将降解过程分为正常阶段、退化阶段和损伤阶段。将每个阶段的数据映射到时间维度，确定正常阶段和退化阶段之间的退化开始点。图 3.2 是确定退化点的示意图。图中的“时间”是从滚动轴承开始到损伤点的时间长度；“特征集合”是通过观察退化状态而选择的特征；“特征集合-T”是使用 T-SNE 进行特征融合的结果；“特征集合-K”是使用 k-Means 进行特征聚类的结果。

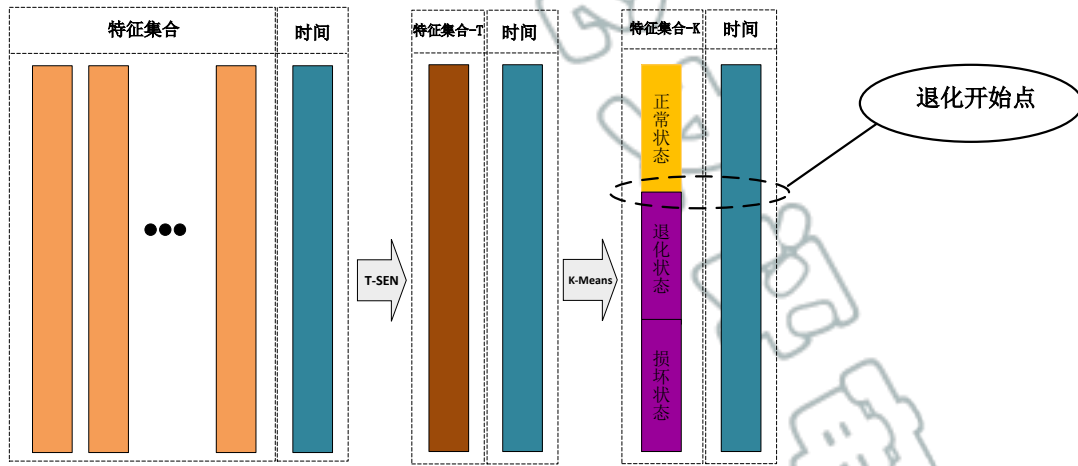


图 3.2 退化点的确定示意图

Fig. 3.2 Schematic diagram of determining the degradation point.

3.5 一种基于 KLIC 和 PPMCC 特征选择的轴承剩余使用寿命预测方法

滚动轴承的性能的健康状态的精准评估和剩余使用寿命的高效预测，是滚动轴承安全稳定运行和高效维护至关重要的指标。而对基于滚动轴承振动信号提取的特征进行合理而高效的选择将会直接影响其健康状态和剩余使用寿命评估的效率和精度。

本节提出了基于皮尔逊相关度系数和信息增益从信息增益和特征之间的相关度两个方便考虑定义特征选择的指标，然后将选出的每个特征喂入到 LSTM 网络中，确定每个特征的最后权重确定最后的特征集合。通过本章节提出的特征选择方法选出的特征集合，既相对于标签有较高的信息度，同时也降低了特征信息之间的相关度，防止了特征之间信息的冗余。流程图如图 3.3 所示，具体步骤如下。

- 第一步：通过单调信息增益度设置阈值为 d 选取 r 个特征 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ 记作特征 A ，剩下的 $29-r$ 个特征 $\{\lambda_{r+1}, \lambda_{r+2}, \dots, \lambda_{29}\}$ 记作特征集合 W ；
- 第二步：计算特征集合 W 中的每个特征与时间维度的皮尔逊相关度系数的绝对值，设阈值为 f 选出符合条件的特征组成集合 $\hat{W} = \{\lambda_{r+1}, \lambda_{r+2}, \dots, \lambda_g\}$ ；
- 第三步：将特征 \hat{W} 中的所有特征分别与特征 A 中的每个特征分别计算其两两之间的皮尔逊相关度系数（Pearson correlation coefficient）得到 $29-r$ 个相关度系数的集合 $\{\{P_{r+1,1}, P_{r+1,2}, \dots, P_{r+1,r}\}, \{P_{r+2,1}, P_{r+2,2}, \dots, P_{r+2,r}\}, \dots, \{P_{g,1}, P_{g,2}, \dots, P_{g,r}\}\}$ 取每个集合的均值得 $\{P_{r+1}, P_{r+2}, \dots, P_g\}$ 对其进行归一化处理再取倒数得集合 $\{\hat{P}_{r+1}, \hat{P}_{r+2}, \dots, \hat{P}_g\}$ ，作为信息相关系数指标，设阈值为 e ，选出符合条件的特征组成集合 \hat{P} ；
- 第四步：将第一步选出的集合 A 与第二步选出的集合 \hat{P} 分别输入 LSTM 网络模型中根；

据其预测的 RMSE 值来确定其权重 μ 、 γ ，并对集合 A 与集合 \hat{P} 进行加权处理。

$$\mu = \frac{\frac{1}{\overline{RMSE}_{\hat{P}}}}{\frac{1}{\overline{RMSE}_{\hat{P}}} + \frac{1}{\overline{RMSE}_A}}, \gamma = \frac{\frac{1}{\overline{RMSE}_A}}{\frac{1}{\overline{RMSE}_{\hat{P}}} + \frac{1}{\overline{RMSE}_A}} \quad (3.13)$$

$$B = \mu \times A + \gamma \times \hat{P} \quad (3.14)$$

第五步：将重组后的特征使用主成分分析法（Principal Component Analysis, PCA）进行降维处理得到最终的特征集合设为 C 。

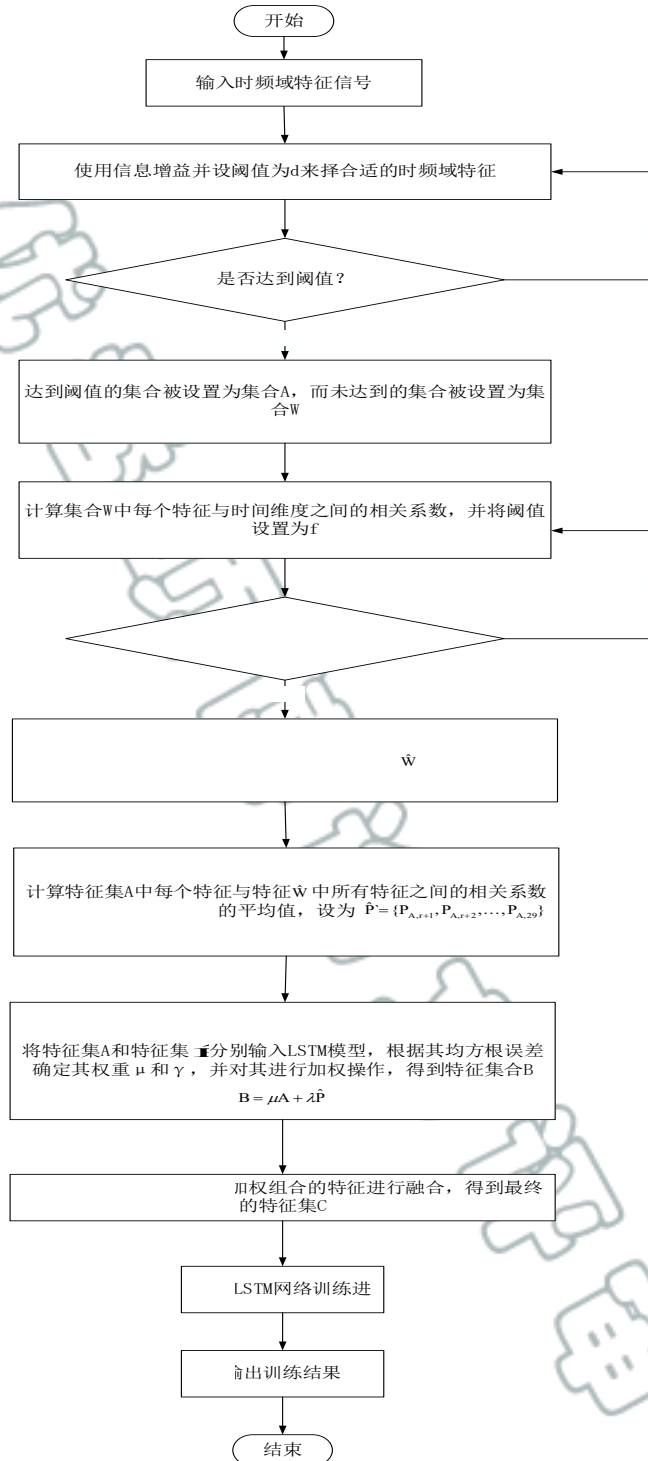


图 3.3 基于 PPMCC 和 KLIC 的滚动轴承特征选择流程图

Fig. 3.3 Flow chart for bearing feature selection based on PPMCC and KLIC

选择正确的特征对预测滚动轴承的剩余寿命起着至关重要的作用。利用 KLIC 和皮尔逊相关系数实现多尺度时间状态特征选择，综合考虑特征信息的正确性和完备性。

3.6 实验数据源介绍

3.6.1 单一负载下的实验数据集介绍

单一负载下的实验数据本文选用数据来源是美国辛辛那提大学智能维护系统的滚动轴承的全寿命数据^[69]。实验环境为4个 Rexnord ZA-2115 双列滚动轴承安装在滚动轴承试验台的主轴上，四个 Rexnord ZA-2115 双列滚动轴承被放在滚动轴承试验台的主轴上，每个滚动轴承每行有16个滚动体，速度为2000 r/min，实验过程中，滚动轴承承受了6000磅的径向载荷。滚动轴承振动数据每10分钟采集一次，采样频率为20 kHz，每次采样长度为20480点。经过7天的连续运行，发现滚动轴承1有一个外圈损坏，如图3.4所示。图3.5表示滚动轴承全生命周期振动信号时域波形图。

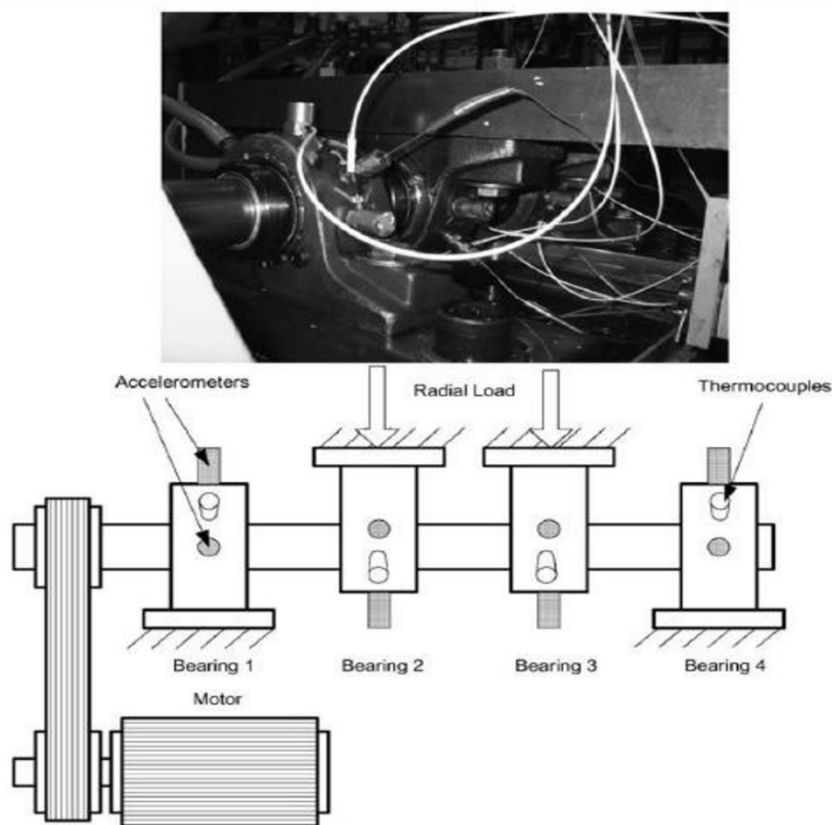


图 3.4 IMS 滚动轴承试验台

Fig. 3.4 IMS Bearing Experiment platform

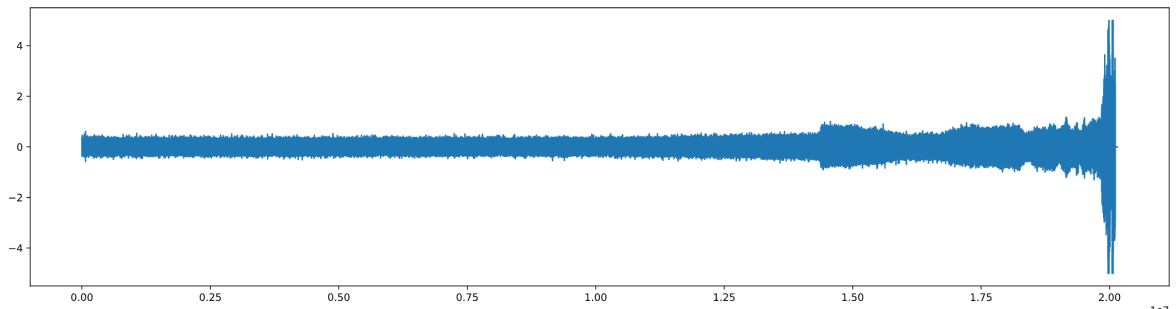


图 3.5 全寿命振动信号

Fig. 3.5 Full life vibration signal

3.6.2 变负载下的实验数据集介绍

本研究采用 PHM 2012 滚动轴承数据集，该数据集来自 PRONOSTIA^[70]。图 3.6 显示了实验平台。本实验平台具有全面性和高效性等特点。其中旋转部分、退化生成部分和信号采集部分构成了该实验平台的中心部分。为了加速滚动轴承的退化，径向载荷被施加在一个可控制的轴速上。两个相互垂直的加速度传感器被架设在测试滚动轴承的关键位置。采样频率为 25600hz，每 10 秒记录 2560 个数据点。一旦收集到的信号的振幅超过一个特定的水平，测试就会停止，以避免损坏。

平台由两个 3035B DYTRAN 高频加速度计组成，它们被水平和垂直地放置在每个滚动轴承上，以收集振动信号，分别收集水平和垂直的信号。根据文献^{[71][72]}中的相关研究表示垂直振动信号通常比水平振动信号更能提供跟踪滚动轴承退化的有用信息。因此，在本研究中只使用了水平测量。数据集的信息如表 3.1 所示。

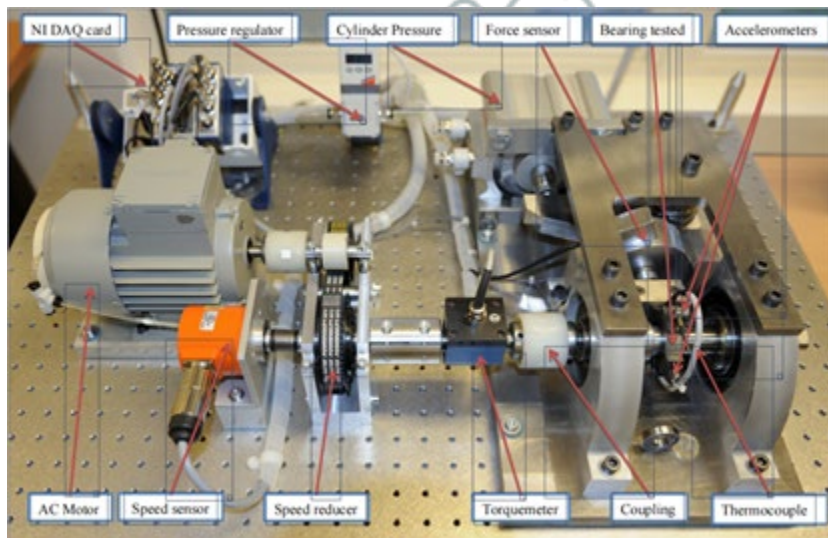


图 3.6 PHM 2012 滚动轴承试验台

Fig. 3.6 PHM 2012 Bearing Experiment platform

表 3.1 数据集信息

Table 3.1 dataset information

	负载 1	负载 2	负载 3
负载(N)	4000	4200	5000
训练集轴测	Bearing1_1 Bearing1_2	Bearing2_1 Bearing2_2	Bearing3_1 Bearing3_2
测试集轴测	Bearing1_3 Bearing1_4 Bearing1_5 Bearing1_6 Bearing1_7	Bearing2_3 Bearing2_4 Bearing2_5 Bearing2_6 Bearing2_7	Bearing3_3 Bearing3_4 Bearing3_5 Bearing3_6 Bearing3_7

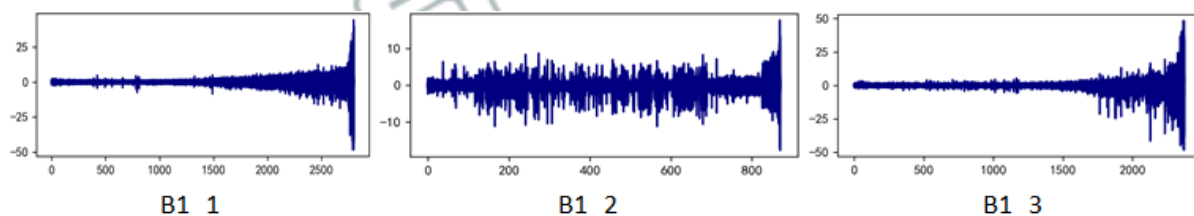


图 3.7 负载 1 下的全生命周期振动信号

Fig. 3.7 Full life cycle vibration signal under load 1

3.7 时频域特征提取结果

3.7.1 IMS 滚动轴承数据时频域振动信号的提取结果分析

在本小节中，将美国 IMS 滚动轴承的全生命周期振动信号通过短时傅里叶变换提取时频域特征集如图 3.8 所示，从提取的特征结果来看，在提取的时频域特征集合中，特征标号为 5、6、7、22、28 对滚动轴承的退化状态敏感度体现较低；特征标号为 12、13、14、15 和 16 中的噪声数据含量较高，不能很好的反映出滚动轴承的退化特征；特征标号为 19、20、21、23、24 和 25 可以清楚的反映出滚动轴承的早期退化状态。

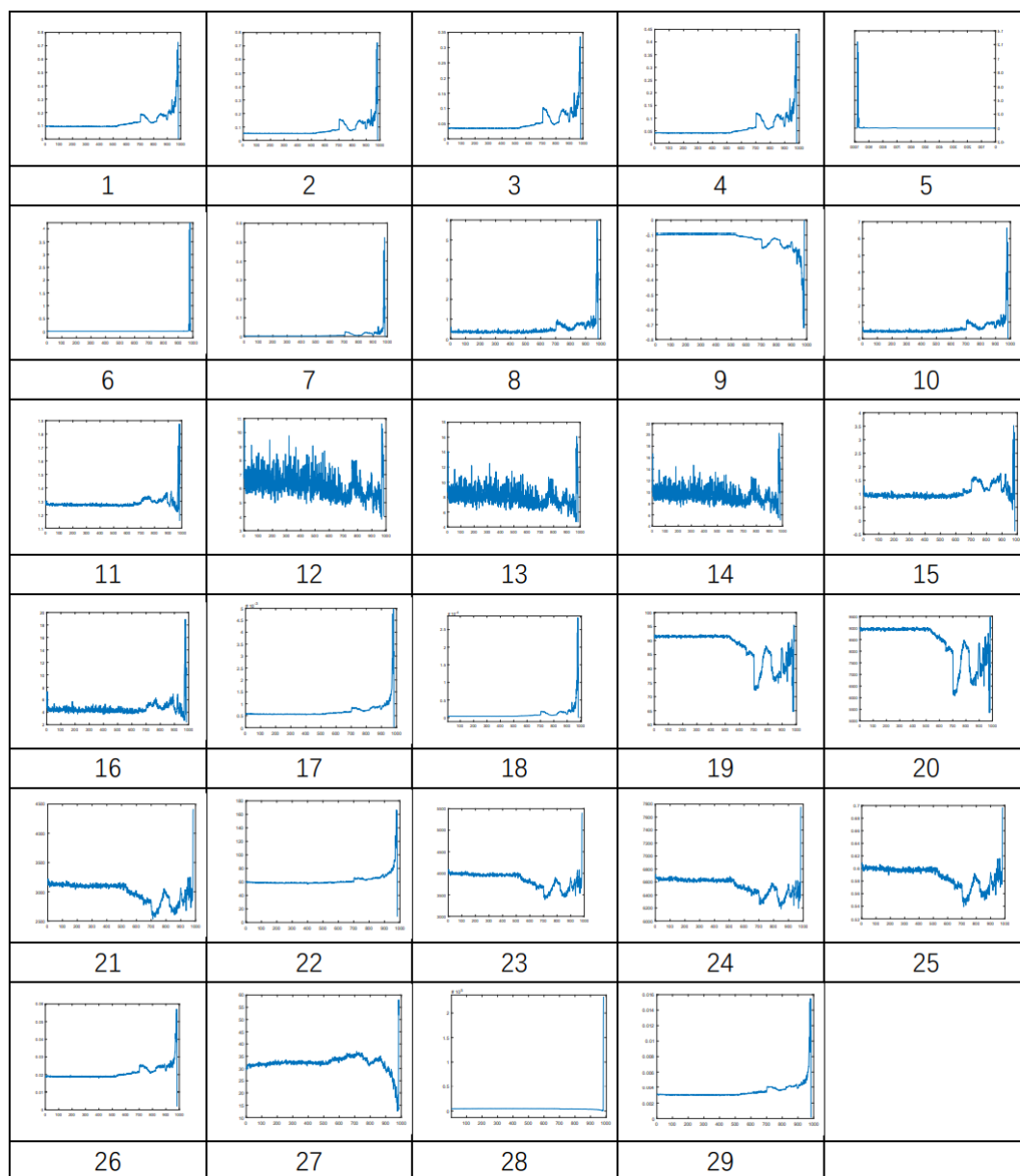


图 3.8 IMS 滚动轴承数据时频域特征

Fig. 3.8 Time and frequency domain characteristics of IMS bearing data

3.7.2 FEMTO-ST 滚动轴承数据时频域振动信号的提取结果分析

本小章节中，将法国的 FEMTO-ST 滚动轴承的全生命周期振动信号通过短时傅里叶变换提取时频域特征如图 3.9 所示，从提取的特征结果来看，提取的时频域特征集合中，特征标号为 2、12、13 对滚动轴承的退化状态敏感度体现较低；特征标号为 5、6、8、9、10、14、15、16、18、19、20 和 23 中的噪声数据含量较高，不能很好的反映出

滚动轴承的退化特征；特征标号为 3、4、11、21 和 22 可以较为清楚的反映出滚动轴承的早期退化状态。

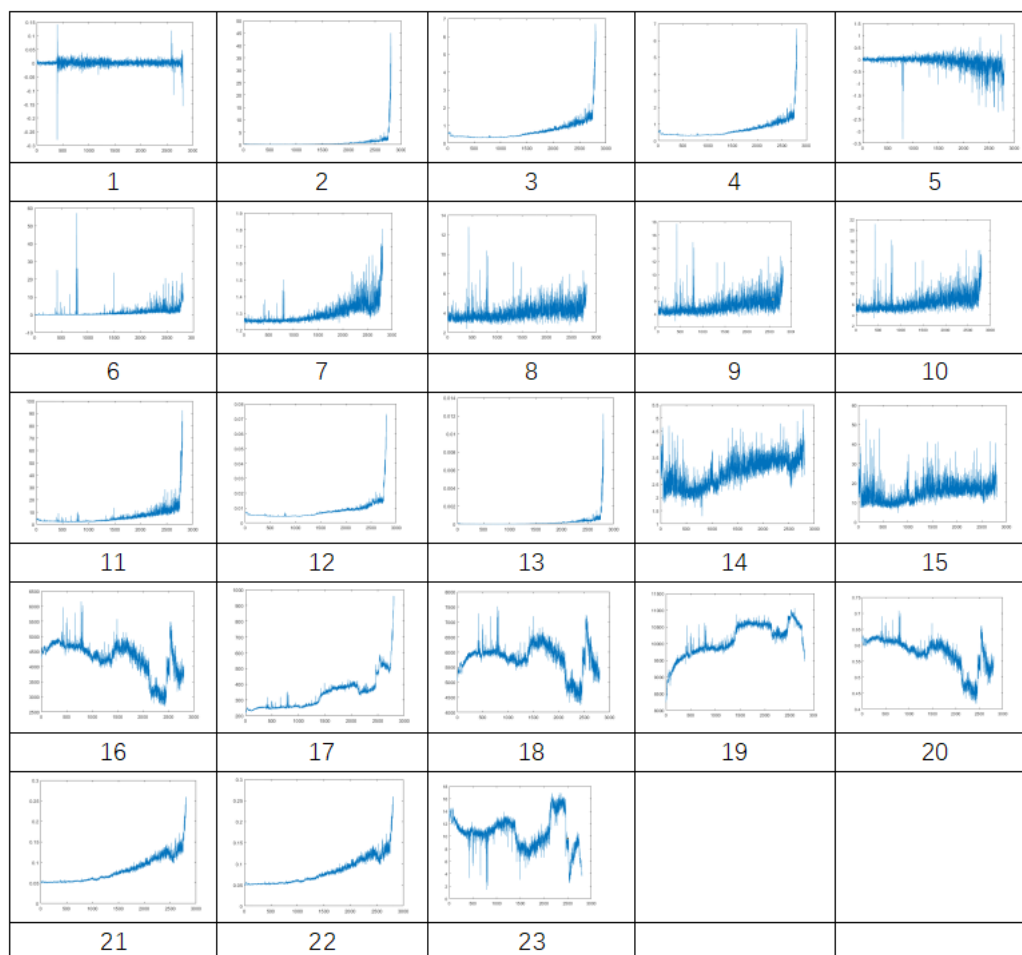


图 3.9 FEMTO-ST 滚动轴承数据时频域特征

Fig. 3.9 Time and frequency domain characteristics of FEMTO-ST bearing data

3.8 基于 PPMCC 和 KLIC 特征选择的滚动轴承剩余使用寿命预测实验

3.8.1 单一负载下的实验验证

在本文中,我们将滚动轴承全生命周期振动信号按使用 K-Means 聚类来确定滚动轴承的在运转过程中的初始退化点如图 3.10,将滚动轴承的退化状态划分为正常阶段,退化阶段和损坏阶段。再将其从退化点开始之后的数据使用 K-Means 聚类将滚动轴承的退化状态划分为十个种类,最后使用线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)进行降维处理获得其三维可视化效果,如图 3.11 所示。

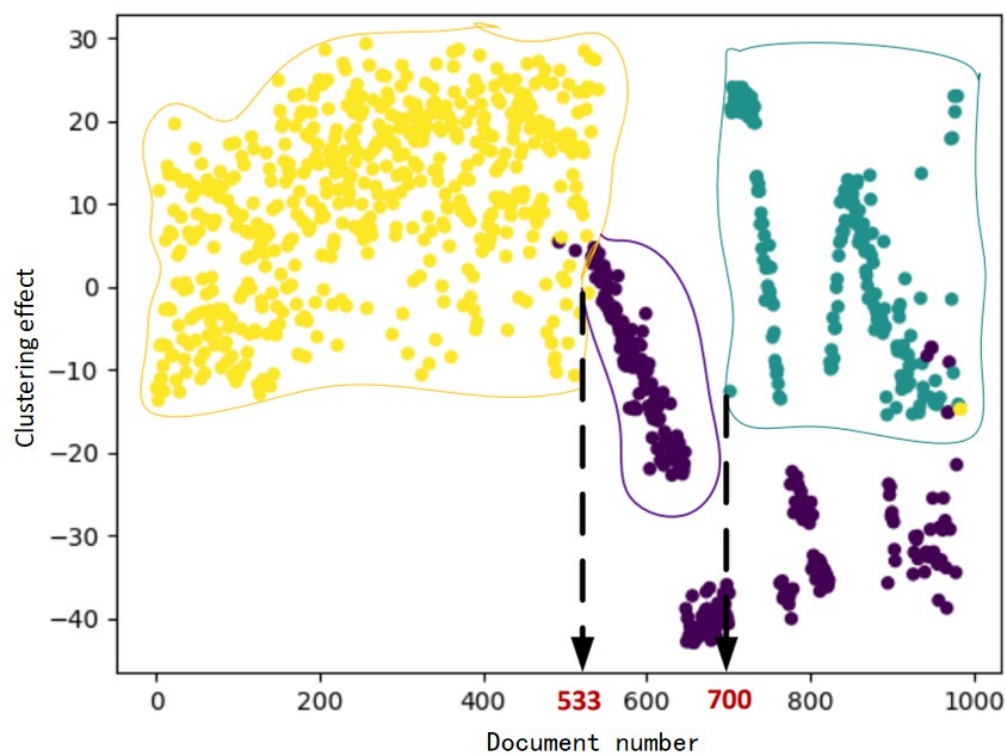


图 3.10 IMS 滚动轴承数据聚类效果
Fig. 3.10 IMS bearing data clustering effect

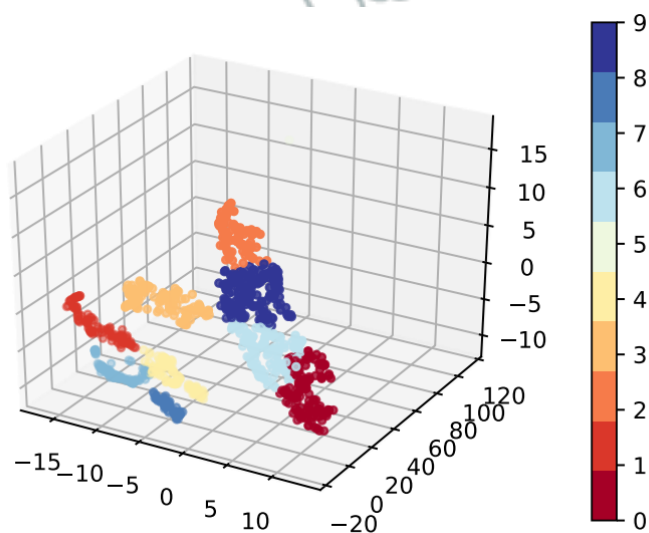


图 3.11 LDA 降维后的效果
Fig. 3.11 The effect after dimensionality reduction by LDA

本实验基于滚动轴承全生命周期振动信号提取的时域和频域的特征信息集合和时间标签，计算出每个特征分量的 KLIC 作为特征评价指标，其中阈值范围设置为 0.1，通过计算得到所选特征标号分别为 1、19 和 20，将其特征集设置为 A。如图 3.12 所示。

将通过上文选择出的特征余下的特征集合设置为特征集 W，然后计算特征集 W 与时间维数标签之间的相关系数的绝对值，将阈值设置为 f，将选出的特征集合设为集合 \hat{W} ，如图 3.13 所示。

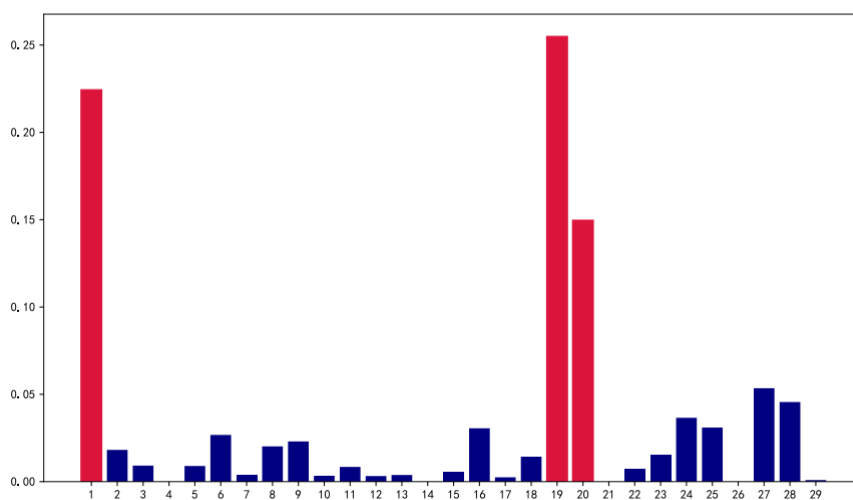


图 3.12 通过 KLIC 选出的特征集合

Fig. 3.12 Set of features selected by KLIC

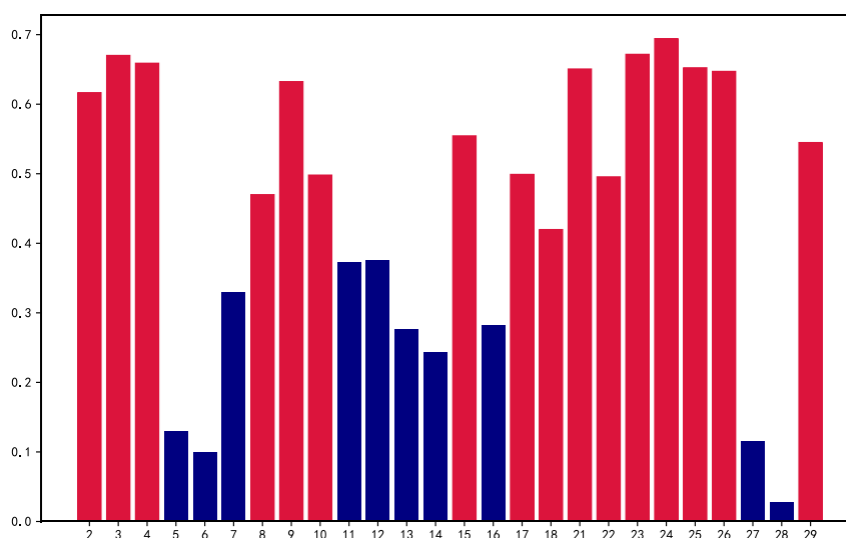


图 3.13 时间维度与特征集合之间的相关度系数

Fig. 3.13 The PPMCC between time dimension and feature set

最后，将特征 1、19、20 中的每个特征分量与特征集合 \hat{w} 的每一个特征的皮尔逊相关度系数的绝对值算出并将其进行归一化处理并取其倒数，设为特征集合 \hat{p} ，如图 3.14 所示，设阈值为 0.8，选出特征集合 9、15。

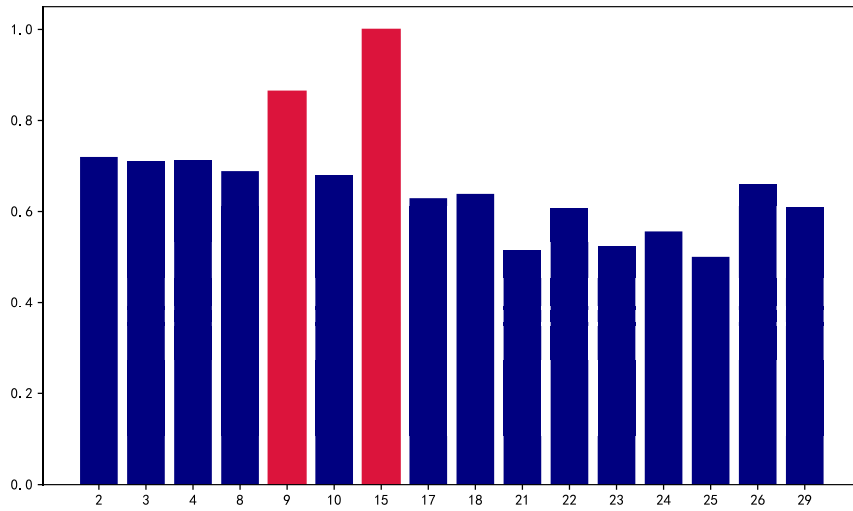


图 3.14 特性与特征之间的相关度系数

Fig. 3.14 Features selected by PPMCC between features

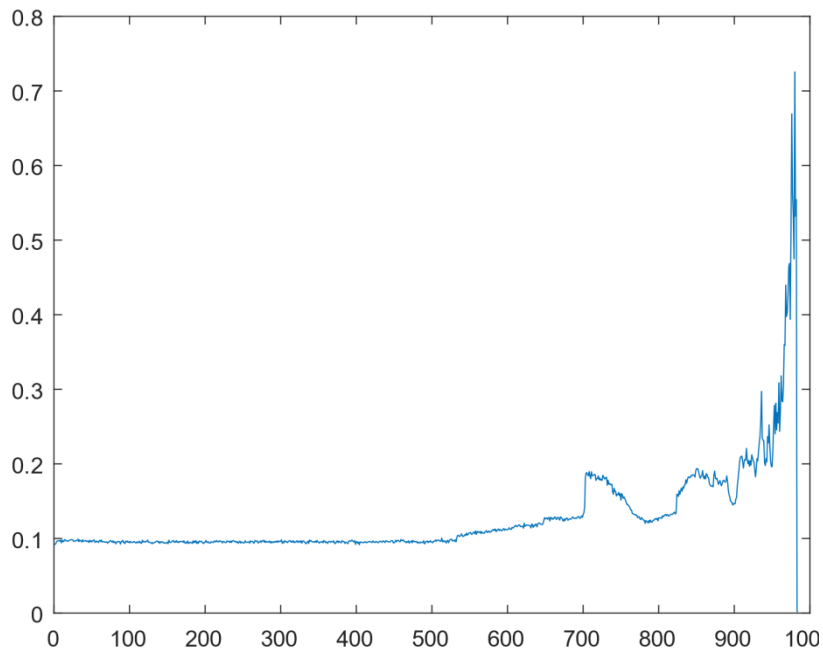


图 3.15 特征 RMS 变化趋势

Fig. 3.15 Trends in RMS

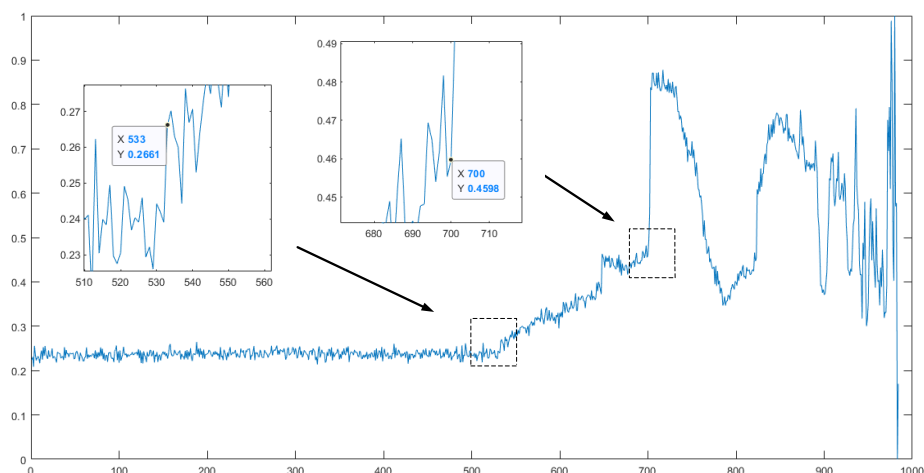


图 3.16 加权融合后的特征

Fig. 3.16 Feature of weighted fusion

将上文选出的特征集合指标 A 与特征集合指标 \hat{P} 分别放入 LSTM 网络模型中得到其 RMSE 来设置其权重分别为 0.382、0.618 得到新的 5 个特征。将特征集合 A 与特征集合 B 进行加权重组，使用主成分分析法对其进行特征融合成 3 维，得到最终确定的特征。图 3.16 是使用 PCA 对加权特征融合成 1 维后的结果。对比 RMS 特征变化趋势图 3.15 可知，本文提出的特征在滚动轴承的早期退化趋势表现更为敏感，从图中可以观察到滚动轴承在第 533 号文件处开始发生第一次退化，在第 700 号文件处发生第二次退化。

(1) 对比实验

本实验在不同的优化器、不同的特征维数、不同的特征选择方法和不同的模型下进行了比较。最后，我们发现，当多尺度时间状态选择的特征使用 PCA 降到三维时，在动量优化器下使用 LSTM 网络。测试结果显示，均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 指标的测试结果最好，维度分别为 0.019、0.0125、0.073 和 0.012，如图 3.16 和表 3.2 所示。

(2) 不同的优化器对比预测效果

本文以退化开始点的第 533 号文件到第 850 号文件为训练集，通过 LSTM 网络训练生成预测模型，再利用训练后的模型预测滚动轴承的 RUL。本文中实验用的 LSTM 网络模型的结构如表 3 所示。其中，为了防止网络模型的梯度爆炸的同时保持特征信息的完整性，本文将隐藏层设置为 180，层数为 4，学习率设置为 0.0004 可以有效地提高模型的准确性。

图 3.17 显示了当五个不同的优化器训练 500 次后损失的变化状态，从图 3.17 中，可以看出优化器 Adagrad、Adadelata 和 Proximal 在训练开始时就出现了梯度消失的问题，Adam 优化器在迭代训练的整个过程中其损失函数都表现出极其不稳定的趋势。

而 momentum 在整个迭代过程中表现出比较平滑的下降趋势，因此，在本文中我们选择 momentum 优化器作为基于滚动轴承剩余使用寿命预测的 LSTM 网络模型优化器，其预测结果如图 3.18 所示。其中，该模型的 MSE、RMSE、MAE 和 MAPE 分别为 0.023、0.152、0.089 和 0.012。

表 3.2 LSTM 模型参数

Table 3.2 the model parameters of LSTM

输入向量的 维度	输出向量的 维度	隐藏层的 个数	网络层数	学习率	时间步长	批次大小
3	1	200	4	0.0006	30	50

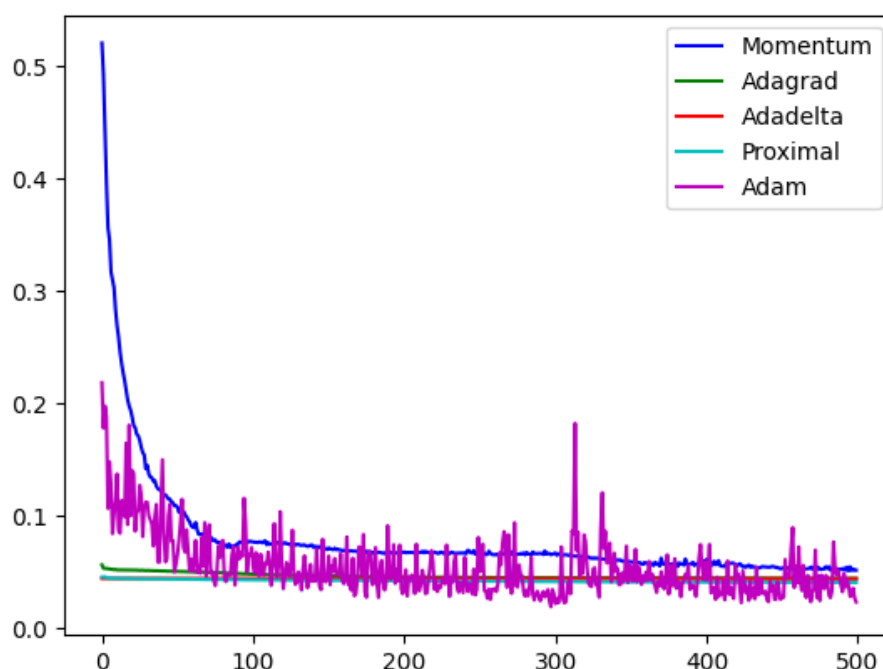


图 3.17 不同优化器下的模型损失

Fig. 3.17 Loss graphs of different optimizers

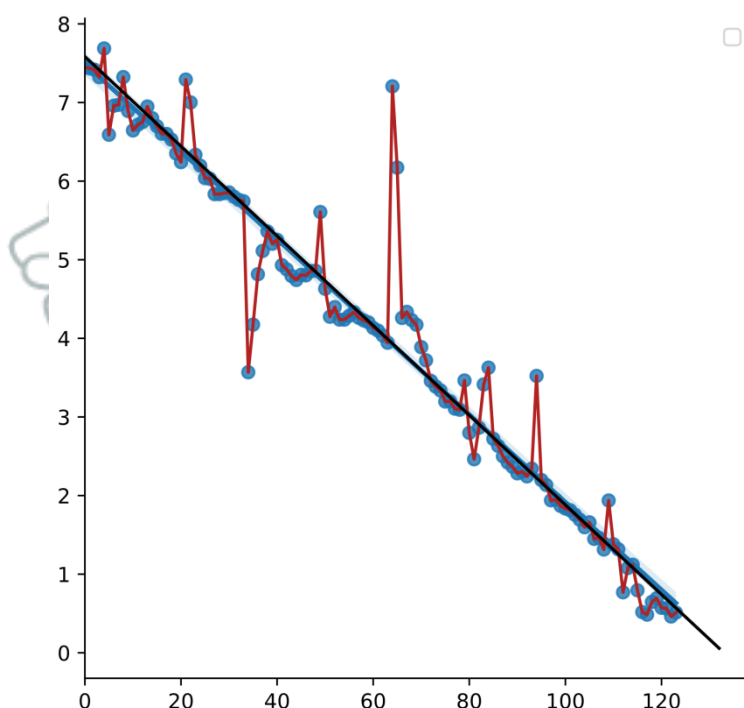


图 3.18 基于加权融合特征的 RUL 预测

Fig. 3.18 Prediction of RUL with weighted fusion features

(3) 不同维度下的滚动轴承 RUL 预测效果

在特征融合阶段，使用主成分分析进行降维操作时，下降的不同维度也会对其预测精度有一定的影响。通过实验的结果分析可知，第一主元素的贡献率为 64.62%，其中包含了关于高维测试的相对特征集的大部分信息。第二个主要素的贡献率为 18.8%。第三个主元素为 17.472%，第四个主元素为 0.101%。从 A 中可以看出，前三个维度包含了来自原始数据的主要信息，可以看出前三个维度包含了来自原始数据的主要信息。表 3.3 显示了在特征融合阶段当将 PCA 降低到不同维度时 LSTM 网络的预测结果。从表 3.6 可以看出，当使用 PCA 将特征融合到三维时预测效果最好。预测效果如图 3.19 所示。

表 3.3 不同维度下的滚动轴承 RUL 预测结果

Table 3.3 Prediction of RUL effect with different dimensions

指标	一维特征	二维特征	三维特征	四维特征
RMSE	0.132	0.134	0.125	0.124
MAE	0.126	0.089	0.073	0.125
MAPE	0.015	0.012	0.012	0.013

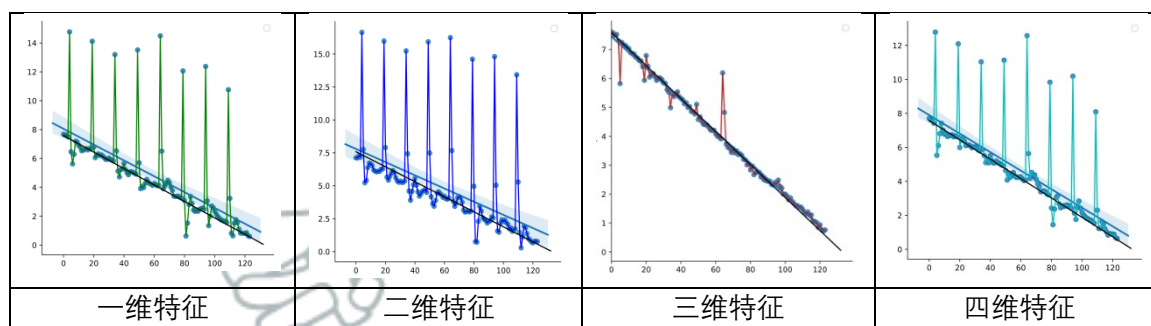


图 3.19 不同维度下的预测效果图

Fig. 3.19 Prediction effect graphs with different dimensions

(4) 不同特征选择方法下的滚动轴承 RUL 预测效果

表 3.4 显示了 LSTM 网络中不同特征的预测结果，其中包括单一特征 RMSE、文献^[73]中的方法以及本文提出的方法。预测效果如图 3.20 所示。从图中可以明显看出本文提出的特征选择方法，相对于其它两种方法具有较高的优越性。

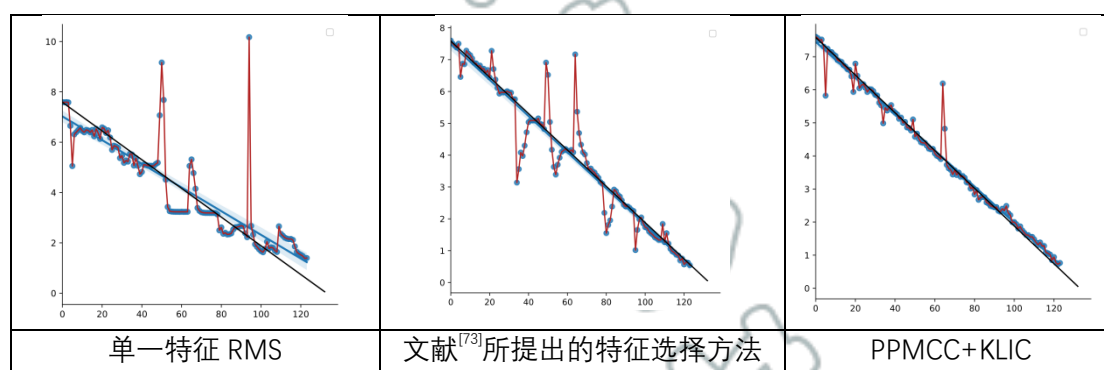


图 3.20 不同特征集合下的预测结果

Fig. 3.20 Prediction effect graphs by different features

表 3.4 不同特征集下的滚动轴承 RUL 预测结果

Table 3.4 Prediction of RUL effect with different features

特征提取方法	单一特征 RMS	文献 ^[73] 提出的方法	PPMCC+KLIC
RMSE	2.656	0.355	0.125
MAE	2.567	0.104	0.073
MAPE	0.834	0.043	0.012

(5) 不同回归模型下的滚动轴承 RUL 预测效果

本文研究了滚动轴承数据集在支持向量机模型、BP 网络、GRU 网络和 LSTM 网络下的预测效果，其预测效果如图 3.18 所示。表 3.5 分别显示了 BP 网络、GRU 网络和 LSTM 网络模型的超参数。在 SVM 模型中使用径向基函数（RBF）作为核函数，将模

型的惩罚项设置为 0.07。从图 3.21 和表 3.6 可以看出, 本文选择的特征在 SVM、BP、GRU 和 LSTM 模型中具有良好的预测效果, 其中 LSTM 的预测效果最好。

表 3.5 BP、GRU 和 LSTM 网络的模型参数

Table 3.5 . The models parameters for the BP network, GRU network, LSTM network.

网络参数	BP	GRU	LSTM
输入维度	3	3	3
输出维度	1	1	1
隐藏层单位个数	180	180	180
网络层数	4	4	4
学习率	0.0004	0.0004	0.0004
批次尺寸	201	201	201

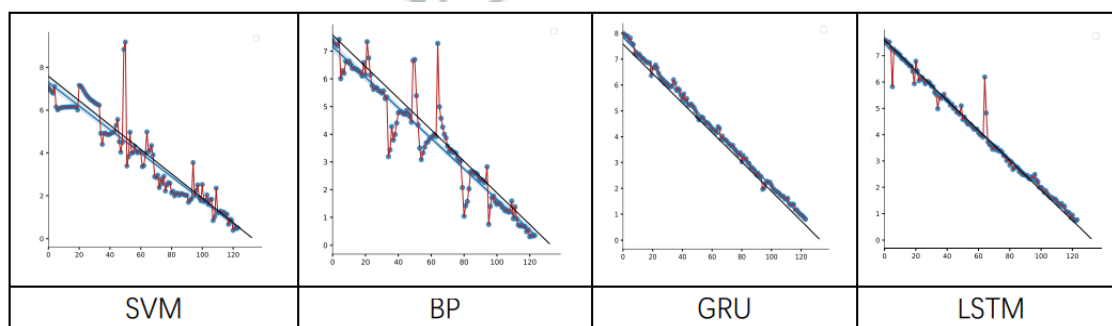


图 3.21 不同模型下的预测效果图

Fig. 3.21 Prediction of RUL effect graphs with different models

表 3.6 不同模型下的 RUL 预测结果

Table 3.6 Prediction of RUL effect graphs with different models

模型	SVM	BP	GRU	LSTM
RMSE	0.909	1.754	0.198	0.125
MAE	0.984	1.894	0.128	0.073
MAPE	0.235	0.543	0.016	0.012

3.8.2 变负载下的实验验证

在本节中, 使用法国的 PRONOSTIA 实验平台滚动轴承提供的 FEMTO-ST 滚动轴承数据集进一步证明了该方法的鲁棒性。

为了确定滚动轴承故障的起始点，以负载 1 和负载 3 中的 Bearing1_1 和 Bearing3_1 为例，其全生命周期振动信号如图 3.22 和 6.20 所示。滚动轴承退化过程包括两个截然不同的阶段，即正常运行阶段和退化阶段。使用本文中提出的基于 K-Means 聚类的滚动轴承健康状态划分方法确定滚动轴承的初始退化点，如图 3.24 和 6.22 所示。从图中我们可以看出 Bearing1_1 和 Bearing3_1 的初始退化点分别为时间标签 1793 点和 489 点，表 3.7 为负载 1 和负载 3 下的测试集滚动轴承的初始退化点。

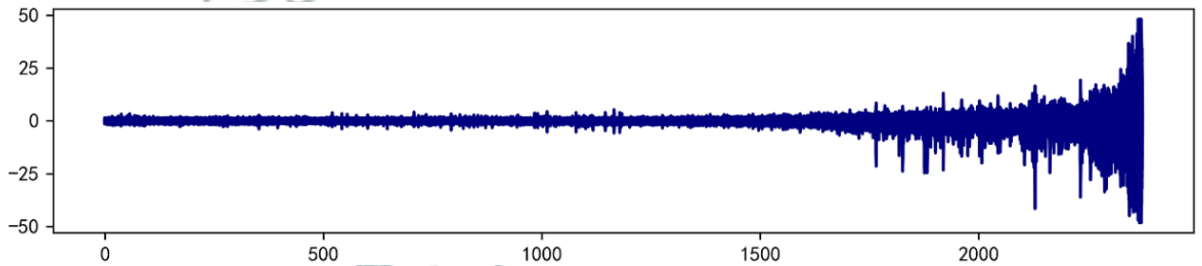


图 3.22 Bearing1_1 的全寿命振动信号

Fig. 3.22 Full life vibration signal of Bearing1_1

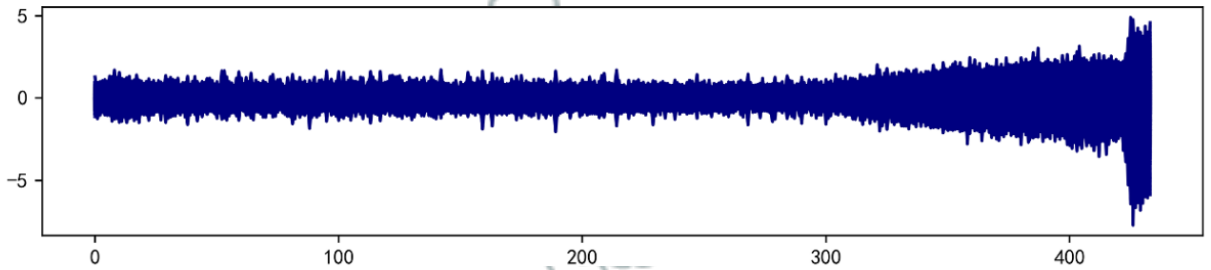


图 3.23 Bearing3_1 的全寿命振动信号

Fig. 3.23 Full life vibration signal of Bearing3_1

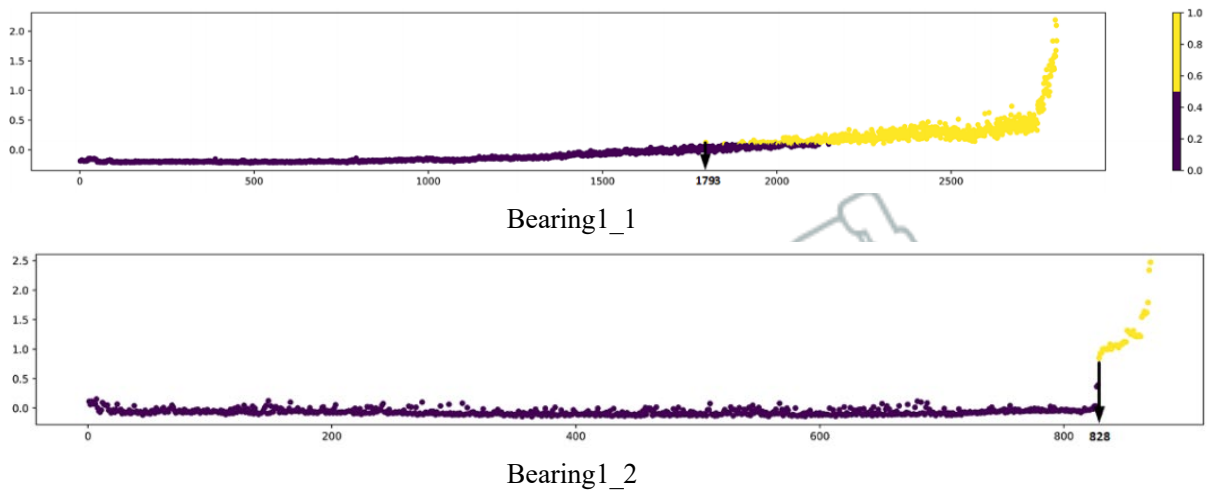


图 3.24 负载 1 下的初始退化点

Fig. 3.24 Degradation points of load 1

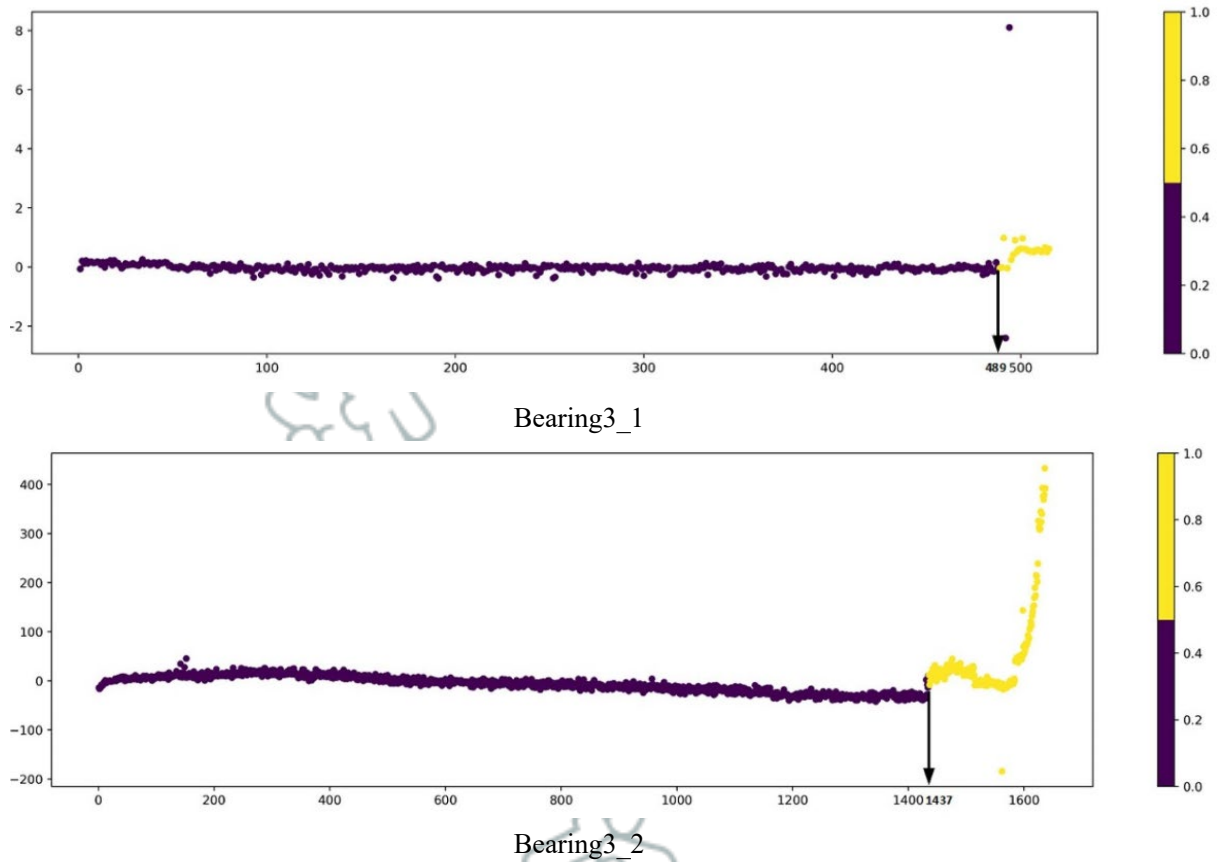


图 3.25 负载 3 下的初始退化点

Fig. 3.25 Degradation points of load 3

表 3.7 负载 1 和负载 3 的滚动轴承退化点

Table 3.7 Bearing degradation points of load 1 and load 3

	滚动轴承编号	退化开始点
负载 1	Bearing 1_1	1793
	Bearing 1_2	828
负载 3	Bearing 3_1	489
	Bearing 3_2	1437

本小结选用 PHM 2012 滚动轴承数据集中的负载 1 和负载 3 下的数据集，分别使用 LSTM 网络来进一步的验证本文所提出的基于 PPMCC 和 KLIC 的特征选择方法的优越性，其中，LSTM 网络参数如表 3.8 所示，分别对比了单一特征 RMS 以及文献^[73]所提出的方法选出的特征。图 3.26 和 6.24 分别显示了在负载 1 和负载 3 下使用单一特征 RMS、文献^[73]所提出的方法选出的特征以及使用基于 PPMCC 和 KLIC 的特征选择方法

选出的特征的滚动轴承剩余使用寿命的预测结果图。从图中可以看出，使用本文提出的特征选择方法选出的特征集合相对于其它两种更能够准确地预测滚动轴承的剩余使用寿命。其中，RMSE、MAP、MAPE 的指标统计如表 3.9 和 6.10 所示。

表 3.8 LSTM 的网络结构

Table 3.8 LSTM network structure

输入维度	输出维度	隐藏层尺寸	层数	学习率	步长	批次尺寸
5	1	350	4	0.0006	80	30

表 3.9 负载 1 不同的特征选择方法的预测结果

Table 3.9 Prediction of the RUL effect with different selection methods under load 1

特征提取方法	单一特征 RMS	文献 ^[73] 提出的方法	PPMCC+KLIC
RMSE	0.120	0.015	0.009
MAP	0.033	0.012	0.007
MAPE	0.183	0.877	0.156

表 3.10 负载 3 不同的特征选择方法的预测结果

Table 3.10 Prediction of the RUL effect with different selection methods under load 3

特征提取方法	单一特征 RMS	文献 ^[73] 提出的方法	PPMCC+KLIC
RMSE	0.017	0.012	0.004
MAP	0.073	0.013	0.002
MAPE	0.428	0.224	0.101

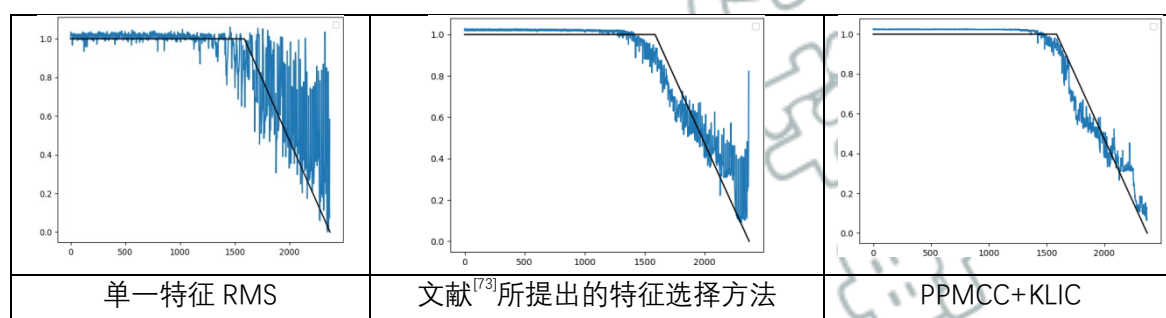


图 3.26 负载 1 下不同特征集合的滚动轴承 RUL 预测

Fig. 3.26 RUL prediction effect of bearing graphs by different features in Condition_1

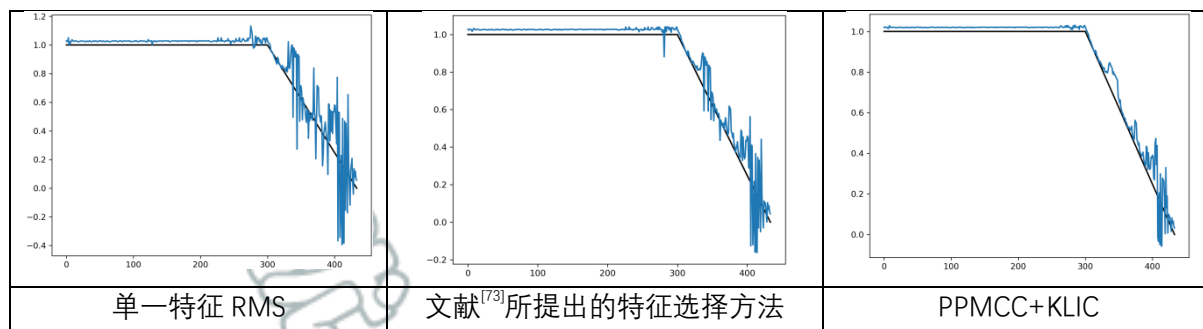


图 3.27 负载 3 下不同特征集合的滚动轴承 RUL 预测

Fig. 3.27 RUL prediction effect of bearing graphs by different features in Condition_3

分析上文的实验结果，文献^[73]所提出的和本文所提出的 PPMCC+KLIC 特征选择方法相对于负载 1 在负载 3 下的预测效果较好，而单一特征 RMS 在负载 1 下表现出预测效果较好。从上文实验结果可以得出，在变负载的工况下使用基于 PPMCC+KLIC 的方法得到的特征集合相对于单一特征和文献^[73]的方法得到的特征集在滚动轴承剩余使用寿命预测中均表现出较好的优越性。

本章小结

本章节提出了一种基于信息增益和皮尔逊相关度系数的特征选择方法。在基础理论方面，文章分别介绍了信息增益和皮尔逊相关度系数的基本理论以及 PCA 和 T-SNE 的降维方法。然后，介绍本文提出的一种基于信息增益和皮尔逊相关度系数的特征选择方法，首先，将滚动轴承的时频域特征信号从退化点开始按照生命周期将滚动轴承分为十个退化状态，再使用信息增益选择出信息度较高的特征集，再针对这些特征集使用皮尔逊相关度系数处理将相关度较大的特征去除以降低特征之间的冗余。最后，将选择出的特征集合中的每个特征喂入 LSTM 网络中进行滚动轴承 RUL 的预测，根据其预测结果归一化进行加权处理并使用 PCA 降维算法进行融合得到最终的特征集合。

并且本章节通过使用美国 IMS 和法国的 PRONOSTIA 滚动轴承数据分别验证了单一负载和变负载下使用本章节提到的基于 PPMCC 和 KLIC 的特征处理方法与其它特征处理方法在不同的模型下的预测效果。其中，分别验证了不同的优化器、不同的特征维数、不同的特征选择方法和不同的模型下的预测效果。

第四章 一种基于 O-D-MSCNN 的轴承剩余使用寿命的预测方法

针对上一章节介绍的方法选出优秀的特征集合的同时,对特征集合做出相应变换处理的同时,应考虑进一步挖掘特征的隐含信息。因此,本章节主要介绍了一种新的基于一维,多尺度卷积神经网络的特征提取方法,在保证特征在时间维度上不受干扰的同时进一步挖掘其在不同尺度上的特征信息。

4.1 卷积神经网络

卷积神经(CNN)网络是受生物学中动物视觉皮层中的感受野运行机理启发而设计的构建,与传统的深度学习网络不同,卷积神经网络主要具有共享权值、池化压缩和局部滑动计算等特性。

多年来,卷积神经网络已广泛应用于图像识别、语音识别等领域。一般卷积神经网络和常规的深度学习模型一样主要由输入层、输出层和隐藏层组成,其中输入层,主要是用来接受待训练数据;隐藏层,主要由卷积层和池化层组成,主要是对从输入层接收来的数据进行降维、特征提取等操作;最后将隐藏层的数据展平成全连接层通过 SoftMax 分类器得出分类结果并输出。

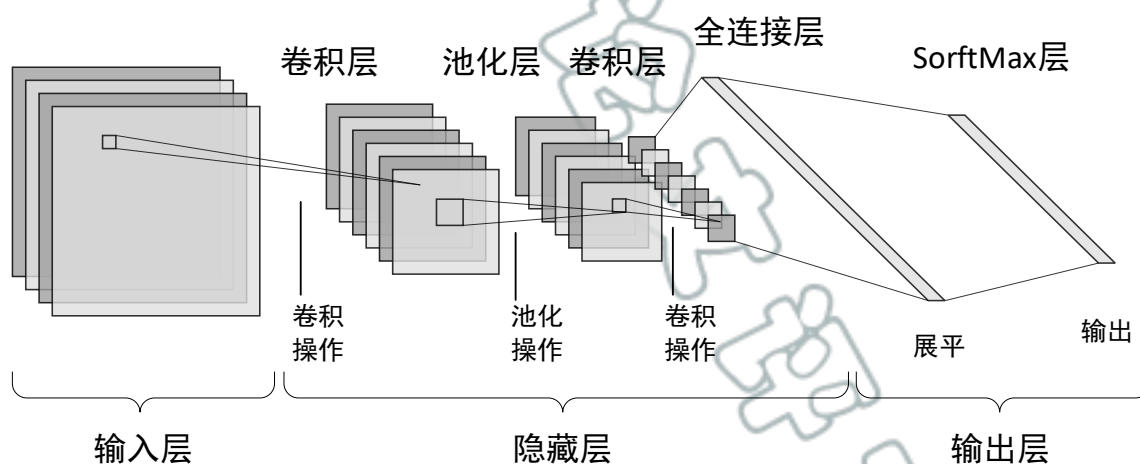


图 4.1 CNN 结构示意图
Fig. 4.1 CNN structure diagram

4.1.1 卷积层

卷积核是卷积层中最重要的组成,将上一层传来的特征数据图通过卷积核进行遍历,在遍历的同时进行相应的卷积运算,将其计算结果组合形成卷积运算后的特征图。在卷

积运算中，共享权值是其最突出的特点，由于卷积运算中的权值共享则大大减少了卷积网络中的权重参数计算，从而有效的减少了传统网络中由权重参数过多而出现的过拟合现象。其具体计算如下：

$$y^{l(i,j)} = K_i^l * x^{lrj} = \sum_{j=0}^{v-1} k_i^{lj*} x^{l(j+j^*)} \quad (4.1)$$

其中， v 表示卷积核的大小， x^{lrj} 表示第 l 层中第 j 个参加卷积运算的局部特征图， k_i^{lj*} 表示在网络的第 l 层中的第 i 个卷积核中的第 j^* 个权值。

4.1.2 池化层

池化操作的主要过程是对卷积后的特征图进行降采样操作，池化相当于对上一层卷积层的特征的映射。它的主要作用是，首先，通过降低数据维度从而对特征进行压缩从而去掉特征的信息冗余；其次，它减少了内存的消耗从而减少了网络整体参数的计算量；如今主流的池化操作主要有一般池化(General Pooling)、重叠池化(Overlapping Pooling)、空间金字塔池化等(Spatial Pyramid Pooling)。以一般池化中的最大池化为例(Max Pooling)其计算方式为：

$$p^{l(i,j)} = \frac{1}{W} \sum_{t=(j-1)W+1}^{jW} a^{l(i,t)} \quad (4.2)$$

$$= \max_{(j-1)W+1 \leq t \leq jW} \{a^{l(i,t)}\} \quad (4.3)$$

其中， w 为表示池化的尺寸。 $a^{l(i,t)}$ 为在第 l 层中第 i 个特征图中的第 t 个神经元的激活值。 $p^{l(i,j)}$ 表示在 l 层中池化计算后的最终结果。其示意图如图 4.2 所示。

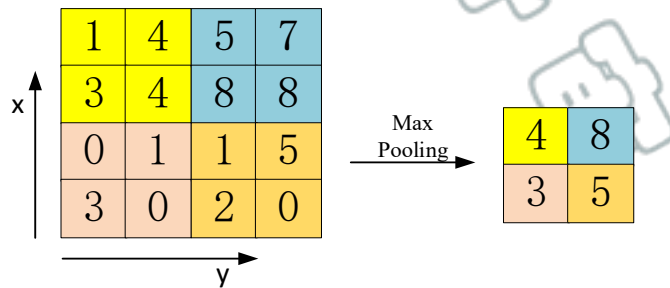


图 4.2 最大池化计算原理

Fig. 4.2 Max Pooling calculation principle

4.1.3 全连接和 softmax 层

在深度学习模型中通常将全连接层和 softmax 层作为最终的分类器。在卷积神经网络中，首先，将最后一层的卷积运算后的特征图展平成一维特征向量作为全连接层输入特征；其次，选用 ReLu 作为隐藏层的激活函数；最后，经过 softmax 层得到其分类结果。全连接层的操作如下：

$$u_j^{l+1} = \sigma(\sum_i^n v_{ij}^l \alpha_j^i + b_j^l) \quad (4.4)$$

将全连接层完成计算操作之后输出的数据使用 softmax 函数将其概率进行归一化操作，使其每个输入神经元种类的概率在 0-1 之间，其操作如下：

$$z_j = \text{softmax}(u_j) = \frac{e^{u_j}}{\sum_{h=1}^H e^{u_h}} \quad (4.5)$$

其中， u_j^{l+1} 表示第 $l+1$ 层中的第 j 个神经元输出的结果； b_j^l 表示从第 l 层的第 i 个神经元到第 $l+1$ 个神经元的第 j 个神经元之间的偏置； v_{ij}^l 表示在全连接层中从第 l 层的第 i 个神经元到第 $l+1$ 个神经元的第 j 个神经元之间的权值； $\sigma(*)$ 表示全连接层的激活函数。

4.1.4 多尺度卷积神经网络

在传统的 CNN 中，核的差异会极大地影响每层特征提取的结果，多尺度卷积神经网络(Multi-Scale Convolutional Neural Networks, MSCNN)利用多个不同大小的卷积核在多个尺度上挖掘数据的有效特征。有效地解决了传统 CNN 模型中卷积核的自适应选择问题。在 MSCNN 中，每个尺度卷积层的输出特征图，其输出特征图可以表示为，

$$Z_{i \wedge l} = \varphi(x_{i \wedge (l-1)} * W^{\wedge l} + b^{\wedge l}), i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (4.6)$$

其中，在第 i 个尺度上， x_i^{l-1} 表示输出的特征图，式中的 $*$ 表示卷积运算， b^l 表示第 l 层的偏差， $\varphi(*)$ 为激活函数。然后通过尺度归一化过程将所有尺度上的特征图归一化到相同的尺度得到 \hat{Z}_i^l ，其公式为：

$$\hat{Z}_i^l = T_i^{-1}(Z_i^l) \quad (4.7)$$

在获得归一化特征图的相应激活值后，使用 Maxout 方法进行池化操作以防止过拟合的发生，其操作公式为：

$$y_i^l = \underset{i \in \{1,2,\dots,n\}}{\text{Maxout}}(\sigma(\hat{Z}_i^l)) \quad (4.8)$$

这里的 $\sigma(*)$ 表示为激活函数。最后，经过几轮卷积得到特征图，利用完全连接的层将池化平化，然后通过回归层进行回归分析。

4.2 基于一维多尺度卷积神经网络的特征提取方法构建及流程

传统的 MSCNN-LSTM 是一个直接连接在 MSCNN 后面的 LSTM。由于它们共享相同的反向传播 (BP) 算法。因此，整个网络 BP 的过程中 LSTM 的存在会影响着 MSCNN 的特征提取。为了解决这一问题本章提出了一种新的基于一维多尺度卷积神经网络 (One-Dimensional Multi-scale Convolutional Neural Networks, O-D-MSCNN) 的特征选择方法。首先，使用 O-D-MSCNN 进行初始 RUL 预测，以保证在时间维度上不同尺度的特征提取。最后，提取全连接层之前的特征图送入 LSTM 网络模型中进行最终的 RUL 预测，其流程如图 4.4 所示。本章节提出的特征提取方法很好地结合了 O-D-MSCNN 在时间维度的多尺度特征提取功能和 LSTM 的预测功能。

本章所提出的网络模型具体如下

第一步，使用短时傅里叶变换处理滚动轴承的全生命周期振动信号，提取其特征信号的时频域特征；

第二步，采用传统的单调性、鲁棒性、相关性三个指标综合评判，选出符合退化状态的特征集合；

第三步，将选好的特征集合保持其时间维度不变分别采用 1×3 、 1×5 、 1×7 三个尺度的卷积核进行卷积运算，实现同一时间点不同尺度上的 1、3、5 维上的特征图；

第四步，将不同尺度上的特征按照时间维度进行拼接，经过池化和卷积操作，最后将其展平对其剩余使用寿命进行回归预测操作；

第五步，将迭代训练好的模型保存，提取全连接层之前的数据作为最后提取的特征。具体结构如图 4.3 所示。

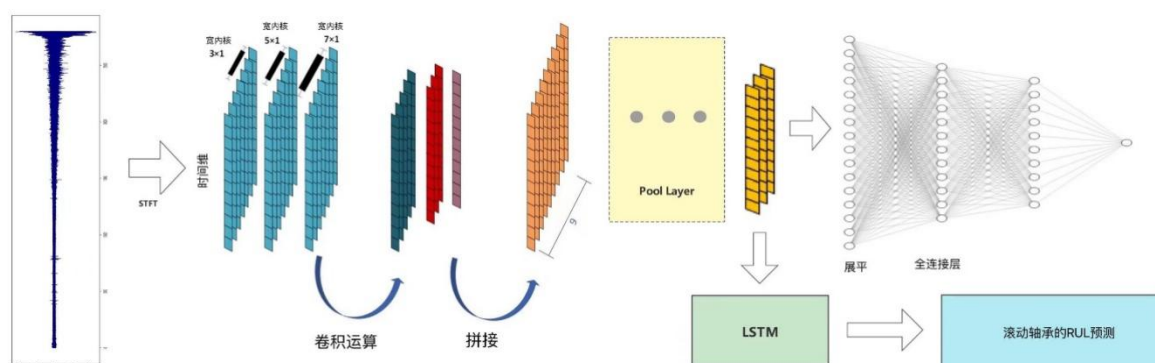


图 4.3 O-D-MSCNN 网络结构

Fig. 4.3 The structure of O-D-MSCNN

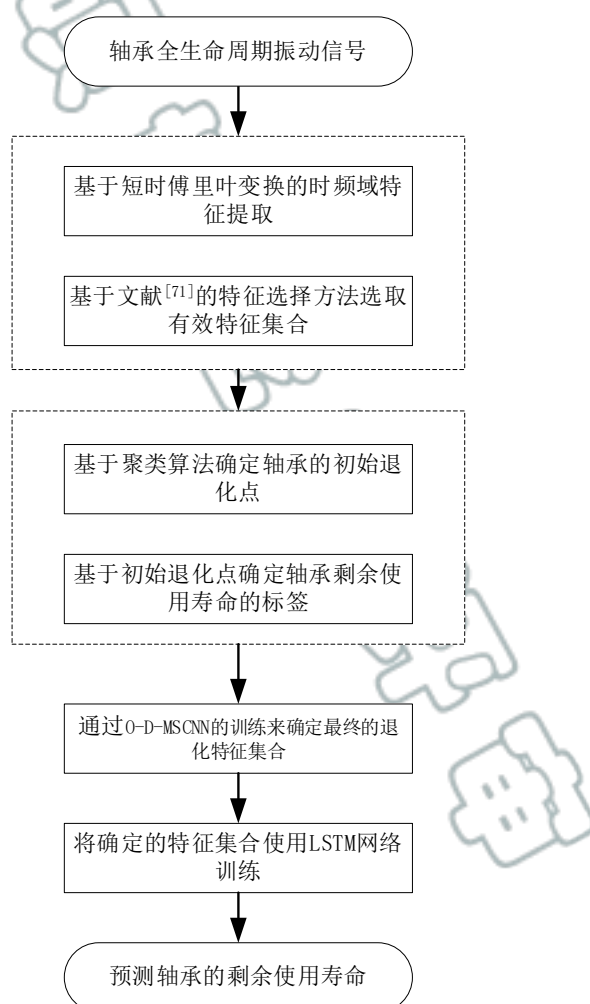


图 4.4 基于 O-D-MSCNN 特征提取流程图

Fig. 4.4 Flow chart of feature extraction based on O-D-MSCNN

4.3 一种基于 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 轴承剩余使用寿命预测方法

为了保证特征集合具有较高的信息度和较强的泛化能力的同时包含深层次不同尺度的信息量，以达到模型在预测时的高精度，本小节主要介绍了变负载下的滚动轴承预测方法流程以及 PPMCC+KLIC 和 O-D-MSCNN 相结合的特征处理方法。

本文通过对传感器在滚动轴承运行的过程中所收集的振动信号进行分析，已知设备在处于完全健康的运行状态下其寿命处于一个饱和值，所以是不需要对其剩余使用寿命进行评估的。但是，一旦设备开始出现故障的时候其剩余使用寿命就开始逐步的减少，相对应的其在传感器上收集来的振动信号也随之变得不稳定起来。因此，准确的找到设备的退化开始点，对设备的剩余使用寿命的预测起到了极其关键的作用。

本文将全生命周期的振动信号通过短时傅里叶变换提取其时频域特征集，选出可表示时间维度上退化状态的相应的特征集合，通过 T-SNE 技术将其融合，最后使用基于 K-Means 聚类算法的滚动轴承退化状态划分方法确定其退化点。

接下来，基于滚动轴承的退化开始点给训练样本和测试样本打上合适的标签，由于滚动轴承的剩余使用寿命是从其退化状态之后开始研究，所以本研究将运行过程中的滚动轴承的正常状态标记为 1，从退化开始点到完全器件完全损坏的状态标记为 1-0。

然后，使用本文所提出的基于 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 的特征选择方法选出其合适的特征集合，并将其输入到 LSTM 网络中，搭建滚动轴承剩余使用预测模型预测其剩余使用寿命，完成训练，保存模型，最后，使用测试集对保存的模型进行评估。

其中，基于 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 的特征选择方法具体步骤如下，流程图如图 4.5 所示：

- 第一步，使用短时傅里叶变换处理滚动轴承的全生命周期振动信号，提取其特征信号的时频域特征；
- 第二步，采用传统的单调性、鲁棒性、相关性三个指标综合评判，选出符合退化状态的特征集合；
- 第三步，基于聚类大算法确定滚动轴承的初始退化点，再基于初始退化点确定滚动轴承剩余使用寿命的标签；
- 第四步，通过单调信息增益度设置阈值为 d 选取 r 个特征 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ 记作特征 A，剩下的 $29-r$ 个特征 $\{\lambda_{r+1}, \lambda_{r+2}, \dots, \lambda_{29}\}$ 记作特征集合 W；
- 第五步，计算特征集合 W 中的每个特征与时间维度的皮尔逊相关度系数的绝对值，设阈值为 f 选出符合条件的特征组成集合 $\hat{W} = \{\lambda_{r+1}, \lambda_{r+2}, \dots, \lambda_g\}$ ；

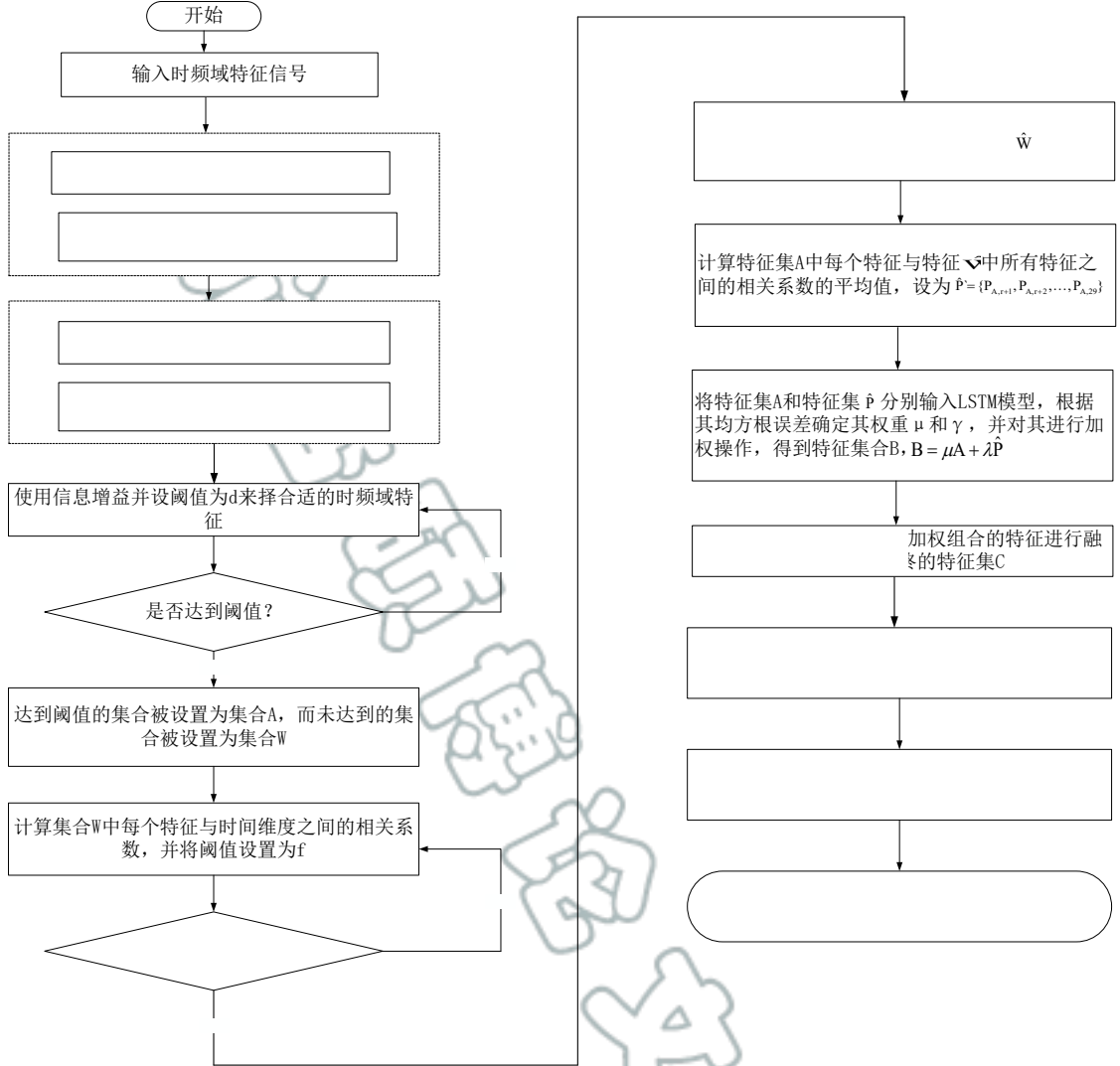


图 4.5 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 特征选择的轴承剩余使用寿命预测流程图

Fig. 4.5 Flow chart for predicting the remaining useful life of bearings with PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN feature selection

第六步，将特征 \hat{W} 中的所有特征分别与特征 A 中的每个特征分别计算其两两之间的皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient）得到 $29-r$ 个相关系数的集合 $\{\{P_{r+1,1}, P_{r+1,2}, \dots, P_{r+1,r}\}, \{P_{r+2,1}, P_{r+2,2}, \dots, P_{r+2,r}\}, \dots, \{P_{g,1}, P_{g,2}, \dots, P_{g,r}\}\}$ 取每个集合的均值得 $\{P_{r+1}, P_{r+2}, \dots, P_g\}$ 对其进行归一化处理再取倒数得集合 $\{\hat{P}_{r+1}, \hat{P}_{r+2}, \dots, \hat{P}_g\}$ ，作为信息相关系数指标，设阈值为 e ，选出符合条件的特征组成集合 \hat{P} ；

第七步，将第一步选出的集合 A 与第二步选出的集合 \hat{P} 分别输入 LSTM 网络模型中根据其预测的 RMSE 值来确定其权重 μ 、 γ ，并对集合 A 与集合 \hat{P} 进行加权处理

$$\mu = \frac{\frac{1}{RMSE_{\hat{P}}}}{\frac{1}{RMSE_{\hat{P}}} + \frac{1}{RMSE_A}}, \gamma = \frac{\frac{1}{RMSE_A}}{\frac{1}{RMSE_{\hat{P}}} + \frac{1}{RMSE_A}} \quad (5.1)$$

$$B = \mu \times A + \gamma \times \hat{P} \quad (5.2)$$

第八步，将重组后的特征使用主成分分析法进行降维处理得到最终的特征集合设为 C；

第九步，将选好的特征集合保持其时间维度不变分别采用 1*3、1*5、1*7 三个尺度的卷积核进行卷积运算，实现同一时间点不同尺度上的 1、3、5 维上的特征图；

第十步，将不同尺度上的特征按照时间维度进行拼接，经过池化和卷积操作，最后将其展平对其剩余使用寿命进行回归预测操作；

第十一步，将迭代训练好的模型保存，提取全连接层之前的数据作为最后提取的特征；

第十二步，将最终特征输入到 LSTM 网络预测滚动轴承的剩余使用寿命。

4.5 变负载下的基于 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 特征选择的滚动轴承剩余使用寿命预测

4.3.1 实验验证

本研究首先使用上文所提到的基于 PPMCC 和 KLIC 的特征选择方法将有效特征的维度确定下来，然后再按照时间维度输入至设定好的一维多尺度卷积神经网络中进行进一步的特征提取工作。如图 4.6 所示为 PHM 2012 滚动轴承数据集在负载 1 下的滚动轴承组 B1_1、B1_2、B1_3 的全生命周期振动信号。图 4.7 显示了将上文选出的特征集合使用本文提出的一维多尺度卷积神经网络模型中训练提取全连接层之前的数据作为特征集合的效果展示，图中 X 轴表示时间标签，Y 轴和 Z 轴分别表示特征标签从图中可以分析出，使用一维多尺度卷积神经网络进行特征进一步的特征筛选可以更有效地反映出滚动轴承的退化状态。

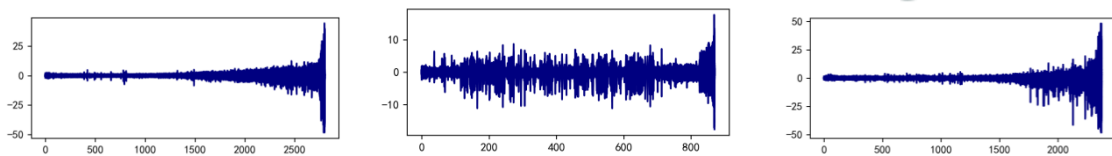


图 4.6 负载 1 下的滚动轴承全生命周期振动信号

Fig. 4.6 Full life vibration signal of bearing under load 1

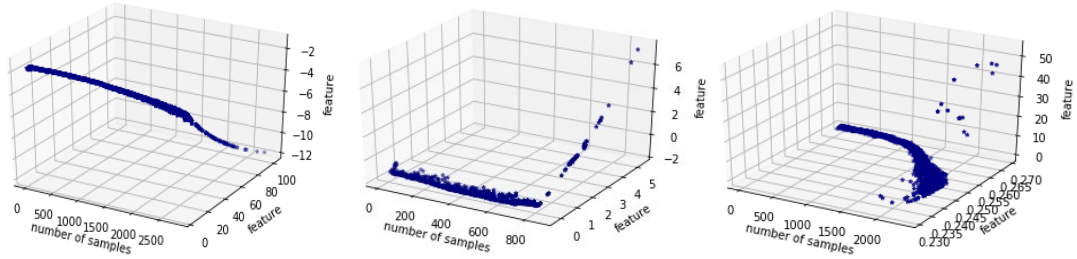


图 4.7 基于 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 提取的特征

Fig. 4.7 the features extracted by the method proposed in PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN

最后,将使用本文提出的特征选择方法选出的特征使用 LSTM 网络进行滚动轴承剩余使用寿命的预测,其网络结构如表 4.1 所示。图 4.8 表示使用本文所提出的方法选出的特征与特征 RMS、文献^[73]所提出的特征选择方法得到的特征使用 LSTM 网络预测滚动轴承剩余使用寿命的结果的回归图。从图中可以看出使用本文所提出的方法获得的特征集合在 LSTM 网络中更能够准确地预测滚动轴承的剩余使用寿命。

表 4.1 LSTM 的网络结构

Table 4.1 LSTM network structure

输入维度	输出维度	隐藏层尺寸	层数	学习率	步长	批次尺寸
3	1	130	5	0.0006	60	30

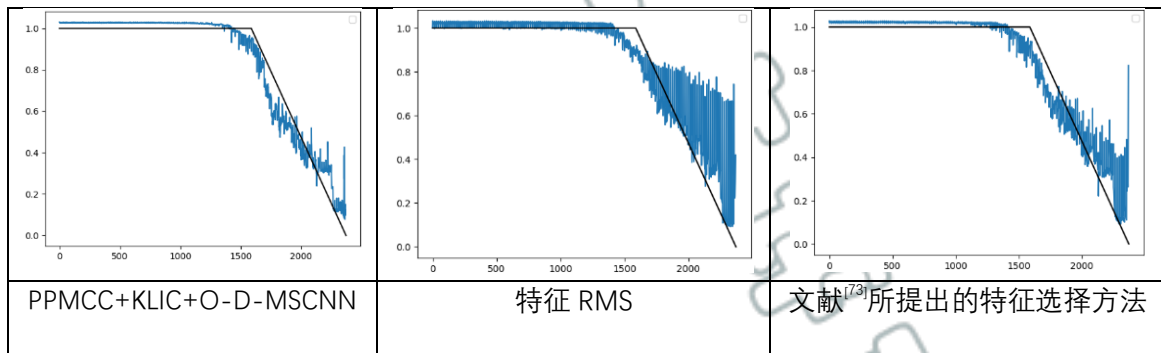


图 4.8 不同特征集合在 LSTM 网络中预测的结果

Fig. 4.8 Prediction results of different feature sets in LSTM

4.3.2 对比实验

如图 4.9、4.10 和 4.11 所示,分别验证了本文所提出的方法选出的特征与特征 RMS、文献^[73]所提出的特征选择方法在 GRU 网络和 CNN 网络以及 SVM 模型中的预测效果,表 4.2 统计了其预测结果的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage

Error, MAPE), 对比上文中的预测结果可以明显观察到, 虽然使用文献^[73]的方法得到的特征集在 LSTM 和 GRU 网络中也可以较为准确地预测滚动轴承的剩余使用寿命, 但是在模型 CNN 和 SVM 中就很难达到较为准确的预测效果。所以, 通过对比实验可以得出, 使用本文提出的 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 特征提取方法得到的特征集合在滚动轴承剩余使用寿命预测中不仅具有较好的准确性且具有较强的泛化能力。

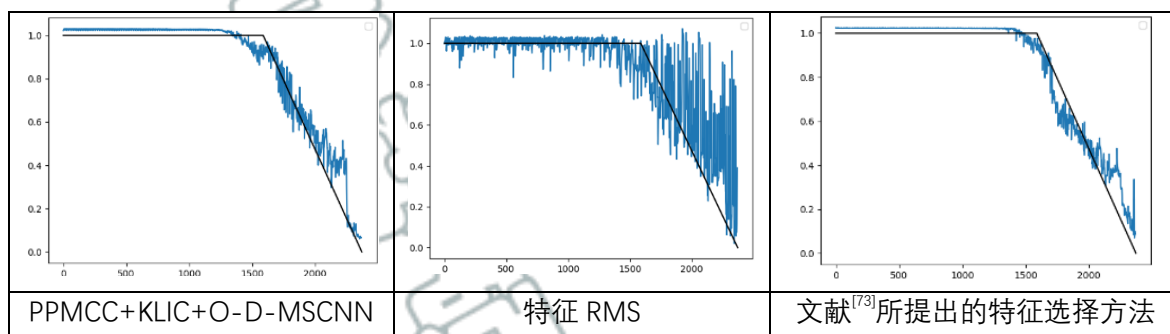


图 4.9 不同特征集合在 GRU 网络中预测的结果

Fig. 4.9 Prediction results of different feature sets in GRU

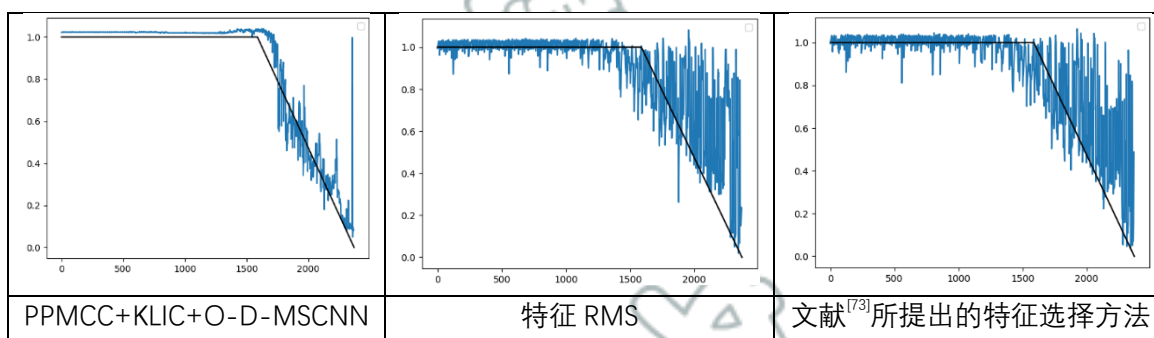


图 4.10 不同特征集合在 CNN 网络中预测的结果

Fig. 4.10 Prediction results of different feature sets in CNN

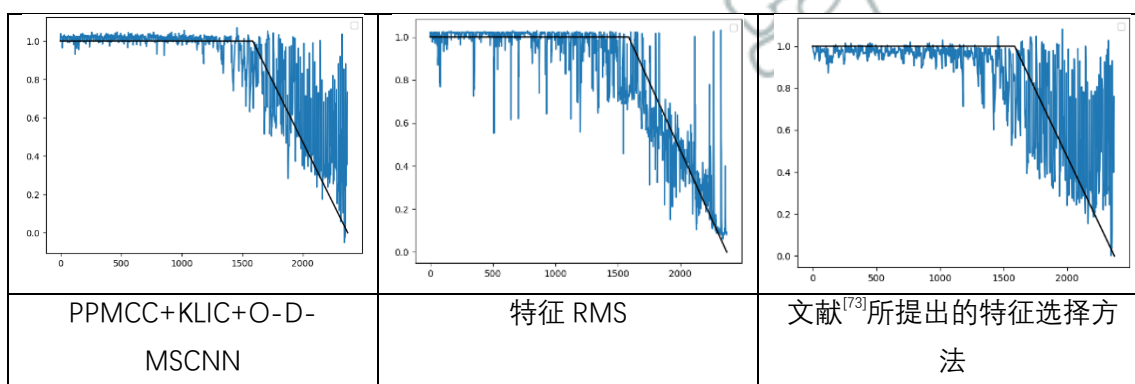


图 4.11 不同特征集合在 SVM 网络中预测的结果

Fig. 4.11 Prediction results of different feature sets in SVM

表 4.2 负载 1 下不同模型在不同特征集合下的 RUL 预测结果

Table 4.2 RUL prediction results for different models under load 1 with different feature sets

		PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN			RMS			the method of literature ^[73]		
		MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE
LSTM	B1_3	0.044	0.196	0.061	0.103	0.454	0.253	0.051	0.315	0.086
GRU		0.051	0.306	0.065	0.135	0.509	0.342	0.050	0.361	0.084
CNN		0.040	0.221	0.059	0.089	0.496	0.169	0.151	0.872	0.384
SVM		0.173	1.588	0.333	0.134	0.567	0.193	0.245	1.576	0.503
LSTM	B1_4	0.078	0.187	0.064	0.167	0.464	0.253	0.063	0.415	0.106
GRU		0.083	0.204	0.067	0.121	0.492	0.375	0.071	0.471	0.098
CNN		0.092	0.309	0.049	0.091	0.619	0.179	0.169	0.898	0.603
SVM		0.104	1.507	0.299	0.149	0.603	0.196	0.269	1.606	0.510
LSTM	B1_5	0.041	0.189	0.059	0.136	0.434	0.237	0.061	0.405	0.117
GRU		0.049	0.294	0.063	0.101	0.480	0.331	0.066	0.442	0.088
CNN		0.039	0.201	0.063	0.089	0.865	0.162	0.271	0.987	0.093
SVM		0.169	1.498	0.309	0.137	0.562	0.189	0.231	1.607	0.481
LSTM	B1_6	0.059	0.123	0.071	0.122	0.504	0.281	0.081	0.351	0.106
GRU		0.067	0.317	0.085	0.147	0.541	0.351	0.091	0.394	0.100
CNN		0.052	0.245	0.081	0.091	0.916	0.209	0.163	1.191	0.591
SVM		0.189	1.592	0.352	0.153	0.590	0.248	0.272	1.591	0.641
LSTM	B1_7	0.029	0.154	0.061	0.082	0.414	0.183	0.021	0.285	0.042
GRU		0.037	0.206	0.065	0.105	0.489	0.302	0.028	0.302	0.042
CNN		0.031	0.202	0.059	0.059	0.434	0.113	0.031	0.311	0.051
SVM		0.102	1.082	0.333	0.104	0.513	0.113	0.211	1.531	0.389

通过分析上文的实验验证以及表 4.2 和 4.3 的统计结果可以得出无论在负载 1 还是在负载 3 的工况下，通过本文提出的方法得到的特征集合相对于单一特征 RMS 和文献^[73]所提出的方法得到的特征集合在 LSTM、GRU、CNN、SVM 都表现出较好的优越性且在 LSTM 网络中的预测效果最好。

表 4.3 负载 3 下不同模型在不同特征集合下的 RUL 预测结果

Table 4.3 RUL prediction results for different models under load 3 with different feature sets

		PPMCC+KLIC+O-D- MSCNN			RMS			the method of literature[73]		
		MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE
LSTM	B1_3	0.039	0.184	0.059	0.230	0.621	0.402	0.032	0.292	0.041
GRU		0.042	0.295	0.063	0.145	0.702	0.518	0.034	0.222	0.047
CNN		0.036	0.204	0.049	0.145	0.592	0.242	0.101	0.532	0.273
SVM		0.142	1.564	0.298	0.214	0.707	0.234	0.202	1.102	0.391
LSTM	B1_4	0.068	0.173	0.059	0.253	0.563	0.317	0.041	0.202	0.053
GRU		0.078	0.198	0.049	0.213	0.592	0.501	0.049	0.202	0.052
CNN		0.084	0.294	0.037	0.122	0.729	0.237	0.103	0.607	0.421
SVM		0.951	1.232	0.278	0.209	0.721	0.212	0.199	0.936	0.373
LSTM	B1_5	0.036	0.143	0.046	0.193	0.536	0.301	0.031	0.252	0.073
GRU		0.041	0.253	0.053	0.202	0.600	0.402	0.043	0.211	0.064
CNN		0.037	0.189	0.059	0.132	1.063	0.242	0.205	0.689	0.062
SVM		0.153	1.076	0.298	0.201	0.753	0.246	0.191	1.021	0.326
LSTM	B1_6	0.048	0.103	0.069	0.201	0.716	0.343	0.053	0.126	0.084
GRU		0.057	0.298	0.079	0.202	0.735	0.503	0.054	0.121	0.042
CNN		0.049	0.234	0.076	0.122	1.015	0.321	0.112	0.622	0.324
SVM		0.173	1.032	0.297	0.212	0.794	0.352	0.202	1.032	0.422
LSTM	B1_7	0.028	0.092	0.059	0.131	0.706	0.304	0.012	0.092	0.016
GRU		0.035	0.189	0.057	0.192	0.706	0.463	0.015	0.126	0.031
CNN		0.029	0.198	0.048	0.102	0.603	0.302	0.013	0.103	0.025
SVM		0.096	0.932	0.298	0.212	0.702	0.293	0.193	0.926	0.134

本章小结

本章节提出了一种基于一维多尺度卷积神经网络的特征选择方法，在理论部分分别介绍了卷积神经网络的基本结构和概念。同时，介绍了卷积层、池化层、全连接层和 softmax 层的基本结构和主要运算方法。并且介绍了一维多尺度卷积神经网络的特性和原理，然后分别从网路结构、运算流程以及其网络的优越性分别详细的介绍了本文提出

的一维多尺度卷积神经网络模型。最后通过法国的 PRONOSTIA 滚动轴承数据证明了本文提出的方法在变工况下相对于其它方法的优越性。

机械工业出版社

结 论

本文通过对滚动轴承的振动信号研究,针对滚动轴承在不同负载下的振动信号数据,使用特征变换和深度学习模型预测其剩余使用寿命。提出了一种变负载下的基于智能算法的滚动轴承振动信号特征提取和剩余使用寿命预测方法,实现了轴承在变负载下的健康状态和剩余使用寿命预测,经实验研究得到以下重要结论:

(1) 针对滚动轴承全生命周期振动信号初始退化点的确定,本文提出了一种基于 K-Means 聚类的滚动轴承初始退化点确定方法。通过将部分时频域特征使用 K-Means 进行聚类操作 K 设为 2 或 3,将轴承的全生命周期划分为 2-3 类,即正常状态,退化状态和损坏状态,将正常状态和退化状态的过渡点设为退化点。通过实验准确的找到了滚动轴承的退化开始点。

(2) 针对基于滚动轴承振动信号提取的时频域特征集,提出了一种基于 PPMCC 和 KLIC 相结合的特征选择方法,使得所选的特征集合在保证较高的信息度的同时有效的防止了特征之间的信息冗余,通过对不同负载下的滚动轴承振动信号数据进行实验,验证了该方法的有效性和泛化性。

(3) 针对基于 PPMCC+KLIC 方法提取的特征集合,通过使用本文提出的一种新的基于 O-D-MSCNN 特征提取方法进行处理,通过一维多尺度卷积神经网络使得提取的特征集合在保证时间维度稳定的前提下,进一步的提取不同尺度上的特征。并在变负载下的滚动轴承实验数据集上进行实验,实验验证了本文提出的基于 PPMCC+KLIC+O-D-MSCNN 的特征提取方法相对于 PPMCC+KLIC 和其它特征处理方法具有更好的预测效果和泛化能力。

本文的方法只考虑了滚动轴承在变负载下这一种工况下的研究,譬如温度、转速、摩擦力能复杂工况都未考虑到。下一步将考虑滚动轴承在复杂工况下的剩余使用寿命预测研究。

参考文献

- [1] Tian Z. An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring[J]. Journal of intelligent Manufacturing, 2012, 23(2): 227-237.
- [2] Shenggang L, Shisheng Z, Yang L. Hybrid recurrent process neural network for aero engine condition monitoring[J]. Neural Network World, 2008, 18(2): 133.
- [3] Pan H, Yang Y, Zheng J, et al. Symplectic interactive support matrix machine and its application in roller bearing condition monitoring[J]. Neurocomputing, 2020, 398: 1-10.
- [4] 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.
- [5] Cakir M, Guvenc M A, Mistikoglu S. The experimental application of popular machine learning algorithms on predictive maintenance and the design of IIoT based condition monitoring system[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 151: 106948.
- [6] Guo Y, Zhang H, Xia Z, et al. An improved deep convolution neural network for predicting the remaining useful life of rolling bearings[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(3): 5743-5751.
- [7] Heng A, Zhang S, Tan A C C, et al. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities[J]. Mechanical systems and signal processing, 2009, 23(3): 724-739.
- [8] 何正嘉, 曹宏瑞, 晔艳阳, 等. 机械设备运行可靠性评估的发展与思考[J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 171-186.
- [9] Ren L, Cheng X, Wang X, et al. Multi-scale dense gate recurrent unit networks for bearing remaining useful life prediction[J]. Future generation computer systems, 2019, 94: 601-609.
- [10] Chen Y, Peng G, Zhu Z, et al. A novel deep learning method based on attention mechanism for bearing remaining useful life prediction[J]. Applied Soft Computing, 2020, 86: 105919.
- [11] Kundu P, Chopra S, Lad B K. Multiple failure behaviors identification and remaining useful life prediction of ball bearings[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, 30(4): 1795-1807.
- [12] Shi J, Yu T, Goebel K, et al. Remaining useful life prediction of bearings using ensemble learning: The impact of diversity in base learners and features[J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2021, 21(2).
- [13] Wang B, Lei Y, Yan T, et al. Recurrent convolutional neural network: A new framework for remaining useful life prediction of machinery[J]. Neurocomputing, 2020, 379: 117-129.
- [14] Yang W, Yao Q, Ye K, et al. Empirical mode decomposition and temporal convolutional networks for remaining useful life estimation[J]. International journal of parallel programming, 2020, 48(1): 61-79.
- [15] Gougam F, Rahmoune C, Benazzouz D, et al. Health monitoring approach of bearing: application of adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) for RUL-estimation and Autogram analysis for fault-localization[C]//2020 Prognostics and Health Management Conference (PHM-Besançon). IEEE, 2020: 200-206.
- [16] Ragab A, Yacout S, Ouali M S, et al. Prognostics of multiple failure modes in rotating machinery using a pattern-based classifier and cumulative incidence functions[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, 30(1): 255-274.
- [17] Liang P, Song X, Wang S, et al. Remaining useful life prediction for rolling bearings using correlation coefficient and Kullback-Leibler divergence feature selection[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 33(2): 025005.
- [18] 欧璐, 于德介. 基于监督拉普拉斯分值和主元分析的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(5): 88-94.
- [19] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.
- [20] 王奉涛, 陈守海, 闫达文, 等. 基于流形-奇异值熵的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动. 测试与诊

- 断,2016,36(02):288-294+401.DOI:10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2016.02.013.
- [21] 侯文擎,叶鸣,李巍华.基于改进堆叠降噪自编码的滚动轴承故障分类[J].机械工程学
报,2018,54(07):87-96.
- [22] Wen C, Zhou C D. Rolling bearing fault feature extraction based on SVD-EEMD[C]//Applied
Mechanics and Materials. Trans Tech Publications Ltd, 2013, 411: 1067-1071.
- [23] Tian J, Morillo C, Azarian M H, et al. Motor bearing fault detection using spectral kurtosis-based
feature extraction coupled with K-nearest neighbor distance analysis[J]. IEEE Transactions on
Industrial Electronics, 2015, 63(3): 1793-1803.
- [24] Shao H, Jiang H, Wang F, et al. Rolling bearing fault diagnosis using adaptive deep belief network
with dual-tree complex wavelet packet[J]. ISA transactions, 2017, 69: 187-201.
- [25] Sadoughi M, Hu C. Physics-based convolutional neural network for fault diagnosis of rolling element
bearings[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(11): 4181-4192.
- [26] Li H, Liu T, Wu X, et al. Research on bearing fault feature extraction based on singular value
decomposition and optimized frequency band entropy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,
2019, 118: 477-502.
- [27] Lu C, Wang Z Y, Qin W L, et al. Fault diagnosis of rotary machinery components using a stacked
denoising autoencoder-based health state identification[J]. Signal Processing, 2017, 130: 377-388.
- [28] 彭宅铭,程龙生,詹君,等.基于 LS 和 MTS 的两阶段滚动轴承故障特征选择方法[J].电子测量与仪
器学报,2020,34(04):186-193.DOI:10.13382/j.jemi.B1902663.
- [29] 王威,田媛媛,丁恩杰,俞啸.基于改进聚类评价的特征选择和轴承故障诊断方法[J].组合机床与自
动化加工技术,2020(04):5-8+13.DOI:10.13462/j.cnki.mmtamt.2020.04.002.
- [30] 刘浩伟,刘韬,涂文涛,陈庆.位置优化 Fisher 测度在轴承故障特征选择中的应用[J].电子测量与仪
器学报,2020,34(08):124-132.DOI:10.13382/j.jemi.B2002967.
- [31] 谢丽蓉,杨欢,李进卫,等.基于 GA-ENN 特征选择和参数优化的双馈风电机组轴承故障诊断[J].太
阳能学报,2021,42(01):149-156.DOI:10.19912/j.0254-0096.tynxb.2018-0654.
- [32] 颜会娟,郑锐,张信哲,等.马氏田口度量的滚动轴承故障诊断的特征选择优化方法[J].现代制造工
程,2020(10):114-119.DOI:10.16731/j.cnki.1671-3133.2020.10.020.
- [33] 赵转哲,叶国文,张宇,等.基于改进的二进制蚁狮算法的特征选择模型及应用[J].计算机集成制造
系统,2021,27(07):1898-1908.DOI:10.13196/j.cims.2021.07.005.
- [34] 柏林,闫康,刘小峰.基于状态追踪特征相空间重构的轴承寿命预测方法[J].振动与冲
击,2019,38(23):119-125.DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2019.23.017.
- [35] 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.
- [36] Wen T, Dong D, Chen Q, et al. Maximal information coefficient-based two-stage feature selection
method for railway condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,
2019, 20(7): 2681-2690.
- [37] Udmale S S, Singh S K, Bhirud S G. A bearing data analysis based on kurtogram and deep learning
sequence models[J]. Measurement, 2019, 145: 665-677.
- [38] Xiao L, Liu Z, Zhang Y, et al. Degradation assessment of bearings with trend-reconstruct-based
features selection and gated recurrent unit network[J]. Measurement, 2020, 165: 108064.
- [39] 苏维均,杨飞,于重重,程晓卿,崔世杰.基于局部频谱的滚动轴承故障特征提取方法[J].电子学
报,2018,46(01):160-166.
- [40] 罗亭,马军,王晓东,等.改进 DLMD 和 TKEO 的滚动轴承故障特征提取方法[J].电子学
报,2021,49(02):387-393.
- [41] 罗亭,王晓东,马军,等.基于 ICFE 和 WPHM 的滚动轴承健康状态评估[J].电子测量与仪器学
报,2021,35(12): 116-125.DOI:10.13382/j.jemi.B2103983.
- [42] 李振恩,张新燕,胡威,等.基于健康指数的风电机组高速轴轴承状态评估与预测[J].太阳能学

- 报,2021,42(10): 290-297.DOI:10.19912/j.0254-0096.tynxb.2020-1170.
- [43] 胡启国,杜春超,罗棚.基于 t-SNE 和核马氏距离的滚动轴承健康状态评估[J].组合机床与自动化加工技术,2021(08):57-61.DOI:10.13462/j.cnki.mmtamt.2021.08.014.
- [44] 尹爱军,王昱,戴宗贤,等.基于变分自编码器的轴承健康状态评估[J].振动.测试与诊断,2020,40(05):1011-1016+1030.DOI:10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2020.05.027.
- [45] Kumaraswamidhas L A, Laha S K. Bearing degradation assessment and remaining useful life estimation based on Kullback-Leibler divergence and Gaussian processes regression[J]. Measurement, 2021, 174: 108948.
- [46] Ding N, Li H, Yin Z, et al. A novel method for journal bearing degradation evaluation and remaining useful life prediction under different working conditions[J]. Measurement, 2021, 177: 109273.
- [47] Cheng Y, Hu K, Wu J, et al. A deep learning-based two-stage prognostic approach for remaining useful life of rolling bearing[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(5): 5880-5895.
- [48] Dong S, Wen G, Lei Z, et al. Transfer learning for bearing performance degradation assessment based on deep hierarchical features[J]. ISA transactions, 2021, 108: 343-355.
- [49] Heng A, Zhang S, Tan A C C, et al. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities[J]. Mechanical systems and signal processing, 2009, 23(3): 724-739.
- [50] Tian Z. An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring[J]. Journal of intelligent Manufacturing, 2012, 23(2): 227-237.
- [51] Sun C, Zhang Z, He Z. Research on bearing life prediction based on support vector machine and its application[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2011, 305(1): 012028.
- [52] Dong S, Luo T. Bearing degradation process prediction based on the PCA and optimized LS-SVM model[J]. Measurement, 2013, 46(9): 3143-3152.
- [53] Ren L, Cui J, Sun Y, et al. Multi-bearing remaining useful life collaborative prediction: A deep learning approach[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2017, 43: 248-256.
- [54] Gebräel N, Lawley M, Liu R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: a neural network approach[J]. IEEE Transactions on industrial electronics, 2004, 51(3): 694-700.
- [55] Huang R, Xi L, Li X, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods[J]. Mechanical systems and signal processing, 2007, 21(1): 193-207.
- [56] Di Maio F, Tsui K L, Zio E. Combining relevance vector machines and exponential regression for bearing residual life estimation[J]. Mechanical systems and signal processing, 2012, 31: 405-427.
- [57] 申中杰,陈雪峰,何正嘉,等.基于相对特征和多变量支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测[J].机械工程学报,2013,49(02):183-189.
- [58] Liu Y, He B, Liu F, et al. Remaining useful life prediction of rolling bearings using PSR, JADE, and extreme learning machine[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 2016:1-13.
- [59] 徐继亚,王艳,严大虎,纪志成.融合 KPCA 与信息粒化的滚动轴承性能退化 SVM 预测[J].系统仿真学报,2018,30(06):2345-2354.DOI:10.16182/j.issn1004731x.joss.201806043.
- [60] Deutsch J, He D. Using deep learning-based approach to predict remaining useful life of rotating components[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 48(1): 11-20.
- [61] Guo L, Li N, Jia F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J]. Neurocomputing, 2017, 240: 98-109.
- [62] Ren L, Cheng X, Wang X, et al. Multi-scale dense gate recurrent unit networks for bearing remaining useful life prediction[J]. Future generation computer systems, 2019, 94: 601-609.
- [63] Chen Y, Peng G, Zhu Z, et al. A novel deep learning method based on attention mechanism for bearing remaining useful life prediction[J]. Applied Soft Computing, 2020, 86: 105919.
- [64] Cao Y, Jia M, Ding P, et al. Transfer learning for remaining useful life prediction of multi-conditions bearings based on bidirectional-GRU network[J]. Measurement, 2021, 178: 109287.
- [65] Duan R, Zhou J, Liu J, et al. A performance degradation prediction approach for turbo-generator bearing considering complex working conditions based on clustering indicator and self-optimized deep learning model[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(6): 065103.

- [66] Wang X, Wang T, Ming A, et al. Deep Spatiotemporal Convolutional-Neural-Network-Based Remaining Useful Life Estimation of Bearings[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2021, 34(1): 1-15.
- [67] Pearson K. On lines and planes of closest fit to system of points in space, Philos[J]. Mug 6th ser. 2: 559, 1901, 572.
- [68] Hotelling H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components[J]. Journal of educational psychology, 1933, 24(6): 417.
- [69] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. Journal of sound and vibration, 2006, 289(4-5): 1066-1090.
- [70] Nectoux P, Gouriveau R, Medjaher K, et al. PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests[C]//IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'12. IEEE Catalog Number: CPF12PHM-CDR, 2012: 1-8.
- [71] Soualhi A, Medjaher K, Zerhouni N. Bearing health monitoring based on Hilbert–Huang transform, support vector machine, and regression[J]. IEEE Transactions on instrumentation and measurement, 2014, 64(1): 52-62.
- [72] Singleton R K, Strangas E G, Aviyente S. Extended Kalman filtering for remaining-useful-life estimation of bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 62(3): 1781-1790.
- [73] Wang F, Liu X, Deng G, et al. Remaining life prediction method for rolling bearing based on the long short-term memory network[J]. Neural Processing Letters, 2019, 50(3): 2437-2454.

攻读硕士学位期间的科研成果

Liang Pan, Song Xudong, Wang Shenqi, et al. Remaining useful life prediction for rolling bearings using correlation coefficient and Kullback–Leibler divergence feature selection[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 33(2): 1-19. (已发表, SCI 收录、EI 收录, 对应论文的第二、三章节)

Liang Pan, Song Xudong, et al. LSTM-based remaining useful life estimation of bearings using a novel multi-scale feature extraction method. Measurement, 2022 (已送审, SCI, 对应论文的第二、四章节)

Song X, Zhu D, Liang P, et al. A new bearing fault diagnosis method using elastic net transfer learning and LSTM[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(6): 12361-12369. (已发表, SCI 收录、EI 收录, 对应论文的第二章节)

Song Xudong, Cong Yuyang, Song Yifan, Chen Yilin, Liang Pan. A bearing fault diagnosis model based on CNN with wide convolution kernels[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, Doi: 10.1007/s12652-021-03177-x, 2021 (已发表, SCI 收录、EI 收录)

宋旭东, 梁攀. 一种基于类内空间距离散度的降维方法, ZL 202010936568.X [P]. 2020. (已公开, 发明专利, 对应论文第三章节)

致 谢

恰巧此时思绪刚起，就在此完成本文的致谢部分。刚要提手，不经感叹，三年的时光真的如梭呀！硕士三年，经历颇多，思考颇多，感受颇多，获得颇多，要感恩的也颇多。回忆从 19 年入学与宋老师和各位同门小伙伴初见，那时对周围一切的懵懂，至今仍稀感受。再回首，已然感知这里的生活即将告一段落，此时心中虽有惆怅却充满感激！

感谢我的老师宋旭东教授，无论是在为人处事还是在做学问的态度上老师身上的很多东西都值得我终身去学习。承蒙老师三年以来的关照，从撰写专利到发表论文，在与老师交流过程中，一次次的思想碰撞带来的灵感，让我对学术充满了兴趣和信心，也充实了我三年的硕士生涯。无论是在生活上还是在学业上老师都给我极大的鼓励和帮助。清晰的记得，暑期您带着我们接项目不停开会的时光，很多事情您总是亲历亲为；清晰的记得，您常常忙到午饭都不吃（就吃点核桃啥的）却总是会抽出时间去关心您的每一位学生；清晰的记得，您在给我们每一位同学做学术指导时的那份耐心与专注。在这三年里，您深深影响了我，作为宋老师您的学生，我会带着这份情怀砥砺前行！借以此篇致谢，学生梁攀在这里对宋老师表示由衷的感谢！

感谢我的父母，感谢父母在我多年的求学路上给与的支持和鼓励，感谢你们给我一个幸福快乐的家庭。一直以来在我面临人生选择的迷茫之际，总是为我排忧解难，你们对我无私的关爱与照顾是我人生路上不断前进的动力。愿你们永远健康快乐。

感谢一直以来陪伴我朋友们，感谢同门的师兄、师姐、师弟、师妹们，感谢三年陪伴的舍友。愿我们历尽千帆，归来仍是少年！

二十余载，不长也不短。愿自己往后的生命，细水长流，碧海无波，在芸芸众生中做一个普通人，享受生命一刹那的喜悦。