

分类号: TH13

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210120112



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 RV 减速器故障诊断与剩余寿命预测

方法研究

论 文 作 者 宋俊玉

校 内 导 师 赵转哲

校 外 导 师 涂志健

专业学位类别 机械

研究方向 (领域) 故障诊断与寿命预测

论文提交日期: 2024 年 5 月 30 日

分类号：TH13

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210120112

RV 减速器故障诊断与剩余寿命预测方法研究
RESEARCH ON FAULT DIAGNOSIS AND REMAINING LIFE
PREDICTION METHOD OF RV REDUCER

学生姓名： 宋俊玉

指导教师： 赵转哲教授

校外导师： 涂志健高级工程师

专 业： 机械

研究方向： 故障诊断与寿命预测

论文答辩日期： 2024 年 5 月 24 日

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：宋俊玉

日期：2024 年 5 月 30 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：宋俊玉

日期：2024 年 5 月 30 日

指导教师签名：李胜

日期：2024 年 5 月 30 日

RV 减速器故障诊断与剩余寿命预测方法研究

摘要

旋转矢量(Rotary Vector, RV)减速器作为工业机器人的关键部件,其性能优劣在很大程度上影响了机器人设备的运动控制精度和系统稳定性。本文以工业机器人中的 RV 减速器为研究对象,首先针对现有 RV 减速器测试平台检测精度低的问题,设计了一款可进行同轴度调整的 RV 减速器测试平台进行减速器疲劳试验,保证采集数据的可靠性。其次针对 RV 减速器早期故障的特点,建立与其相应的早期故障诊断模型。最后针对寿命试验数据具有数据量少、样本结构不平衡、信息覆盖率低的小样本性,通过建立基于特征匹配预处理器-神经网络的寿命预测模型对 RV 减速器的退化趋势及其剩余寿命进行预测,具体工作如下。

(1)首先,设计出可进行同轴度调整的 RV 减速器测试平台并采集减速器疲劳试验数据。根据 RV 减速器的结构特点,建立了可进行同轴度调整的 RV 减速器测试平台模型,并设计其测控系统,同时搭建出该测试平台。对设计的 RV 减速器测试台进行同轴度调整实验以及传动效率测试实验,结果显示调整后的同轴度误差值在 0.1 mm 以内,调整后稳态运行时的传动效率可达 32.94%,参照日本帝人公司的数据,此传动效率值符合要求。用搭建的 RV 减速器检测台进行疲劳试验,采集 RV 减速器的故障诊断与寿命预测研究的数据。

(2)其次,针对 RV 减速器早期失效阶段故障特征微弱且伴有大大

量谐波及强干扰源成分，提出了一种由改进的奇异谱分解法(Singular Spectrum Decomposition, SSD)和瞬态提取变换法(Transient-Extracting Transform, TET)结合的故障诊断模型。引入瞬时频率均值法消除 SSD 模态参数凭经验设置的缺陷，实现最佳分量数的自动选取；根据最大峭度准则筛选分量进行信号重构；对去噪后的信号采用瞬态提取变换法进行特征提取；结合 Hilbert 包络谱分析法，识别出 RV 减速器的故障信号。仿真分析与实验结果表明，所提出的方法能更准确地确定周期性冲击的故障频率，可以有效识别出 RV 减速器的故障信号。

(3)最后，针对现有 RV 减速器寿命样本需求量大的问题，采用了融合失效时间数据和性能退化数据的方法，以失效率和标准偏差推导出了剩余寿命预测的标准模型。在此基础上，结合门控循环单元(Gate Recurrent Unit, GRU)神经网络建立小样本自适应特征匹配预处理器-GRU 寿命预测模型。根据 RV 减速器实测的小样本寿命数据进行预测，结果显示，整体寿命预测均方差为 0.014，预测误差较小，所提出的模型可以对 RV 减速器的剩余寿命进行较为准确的预测。

关键词：RV 减速器、高精度测试台、故障诊断、寿命预测、小样本

RESEARCH ON FAULT DIAGNOSIS AND REMAINING LIFE PREDICTION METHOD OF RV REDUCER

ABSTRACT

As a key component of industrial robots, the performance of Rotary Vector (RV) reducer greatly affects the motion control accuracy and system stability of robotic devices. In this paper, for the RV reducer in industrial robots, firstly, considering the problem of low testing accuracy of the existing RV reducer test platform, we designed a coaxiality adjustable RV reducer test platform to carry out the fatigue test of the RV reducer, to ensure the reliability of the collected data. Secondly, for the characteristics of early failure of RV reducer, an early failure diagnosis model is established accordingly. Finally, in view of the small sample nature of the life test data, which is characterized by small data volume, unbalanced sample structure and low information coverage, a life prediction model based on the feature matching preprocessor-neural network is established to predict the degradation trend of the RV reducer and its remaining life. The specific work is as follows.

(1) Firstly, design an RV reducer testing platform that can adjust coaxiality and collect fatigue test data for the reducer. Based on the structural characteristics of RV reducers, a testing platform model for RV reducers with adjustable coaxiality was established, and its measurement and control system was designed. At the same time, the testing platform was built. The coaxiality adjustment experiment and transmission efficiency test experiment were carried out on the designed RV reducer test bench. The results showed that the adjusted coaxiality error value was

within 0.1 mm, and the transmission efficiency during steady-state operation after adjustment could reach 32.94%. Referring to the data from Emperor Corporation of Japan, this transmission efficiency value meets the requirements. Conduct fatigue tests on the RV reducer testing platform and collect data on the fault diagnosis and life prediction research of the RV reducer.

(2) Secondly, the problem of early fault diagnosis of RV reducer is studied. Aiming at the early failure stage of the RV reducer with weak fault characteristics and a large number of harmonics and strong interference source components, a combination of the improved Singular Spectrum Decomposition (SSD) and Transient-Extracting Transform (TET) is proposed as a fault diagnosis model. The instantaneous frequency averaging method is introduced to eliminate the defects of empirical setting of SSD modal parameters and realize the automatic selection of the optimal number of components; the components are screened according to the maximum cliff criterion for signal reconstruction; the transient-extracting transform (TET) method is used to extract features from the denoised signals; and the Hilbert envelope spectral analysis is combined with the Hilbert envelope spectral analysis method to identify the fault signals of the RV speed reducer. Simulation analysis and experimental results show that the proposed method can more accurately determine the fault frequency of the periodic shock and can effectively identify the fault signal of the RV reducer.

(3) Finally, in response to the problem of a large demand for life samples of existing RV reducers, a method of integrating failure time data and performance degradation data was adopted to derive a standard model for predicting remaining life based on failure rate and standard deviation.

On this basis, a small sample adaptive feature matching preprocessor GRU lifespan prediction model is established by combining Gate Recurrent Unit (GRU) neural network. Based on the small sample life data measured by the RV reducer, the prediction results show that the overall life prediction mean square error is 0.014, and the prediction error is small. The proposed model can accurately predict the remaining life of the RV reducer.

Song Junyu (Mechanical Engineering)

Supervised by Zhao Zhuanzhe

KEY WORDS: RV reducer; High precision test bench; Fault diagnosis; Life prediction; Small sample

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.....	3
1.3.1 RV 减速器测试平台研究现状	3
1.3.2 RV 减速器故障诊断研究现状	4
1.3.3 RV 减速器寿命预测研究现状	6
1.4 主要研究内容及章节安排.....	8
第 2 章 高精度 RV 减速器测试台搭建与试验.....	11
2.1 RV 减速器结构特点与关键性能参数	11
2.1.1 RV 减速器结构特点	11
2.1.2 RV 减速器的关键性能参数	12
2.2 RV 减速器测试台同轴度调整机构整体设计	14
2.2.1 总体设计要求.....	14
2.2.2 测试台同轴度调整机构设计.....	14
2.2.3 高精度检测台测控系统设计.....	18
2.3 测试平台性能检测实验.....	20
2.3.1 同轴度调整实验.....	21
2.3.2 传动效率测试实验.....	21
2.4 RV 减速器疲劳试验数据采集	22
2.5 本章小结.....	24
第 3 章 基于自适应 SSD 与 TET 的 RV 减速器故障诊断方法.....	25
3.1 自适应奇异谱分解.....	25
3.1.1 SSD 分解原理	25
3.1.2 基于瞬时频率均值法优化 SSD	27

3.2 TET 能量特征提取	28
3.2.1 TET 原理	28
3.2.2 TET 方法评价指标与数值验证	33
3.3 自适应 SSD-TET 模型性能测试.....	35
3.4 RV 减速器故障诊断实验验证	38
3.5 本章小结.....	41
第 4 章 基于特征匹配预处理器的 RV 减速器小样本剩余寿命预测.	42
4.1 循环神经网络原理.....	42
4.1.1 RNN 网络与 LSTM 网络原理.....	42
4.1.2 GRU 网络原理	44
4.2 基于特征匹配预处理器-GRU 的小样本自适应剩余寿命预测模型.	46
4.2.1 模型总体框架.....	46
4.2.2 寿命特征失效率模型.....	47
4.2.3 寿命特征标准偏差模型.....	48
4.2.4 小样本自适应寿命特征匹配预处理器模型.....	49
4.2.5 GRU 小样本自适应剩余寿命预测模型	50
4.3 模型性能测试.....	53
4.4 RV 减速器小样本自适应剩余寿命预测	55
4.5 本章小结.....	57
第 5 章 总结与展望.	59
5.1 研究总结.....	59
5.2 研究展望.....	60
参考文献.	61
攻读硕士学位期间发表学术论文及参研项目.	68
致谢.....	69

第1章 绪论

1.1 课题来源

本课题来源于 2022 年度安徽省研究生教育质量工程项目研究生学术创新创业实践“高精度智能化 RV 减速器综合性能检测台研制”，2022 年度安徽省教育厅科学研究重点项目“RV 减速器隐性故障诊断应用性能提升技术研究”（2022AH050995），2022 年度安徽省教育厅科学研究重点项目“基于驱动电机自传感的工业机器人状态智能诊断自学习系统研制”（2022AH050974）。

1.2 研究背景及意义

随着现代社会的高速发展，生产制造越来越趋于智能化以及高水平机械化。机器人在推进工业生产水平与科学发展的提升中发挥了至关重要的作用^[1]，在工业制造、服务、仓储物流、医疗保健和太空探索中都处处可见机器人的身影^[2]。为进一步提升制造业在世界范围内的竞争地位，各国不断推出相关战略规划，争取抓住智能机器人技术的发展机遇。

受益于全球对智能装备制造的巨大需求，全球工业机器人装机量持续稳步上升^[3]，工业机器人的发展促进了减速机市场的增长。减速器一直被称为机器人的“关节”，应用于航空航天、数控机床、医疗器械等领域，RV 减速器现已成为工业机器人三大核心技术之一(减速器、伺服系统和驱动与控制系统)^[4]。

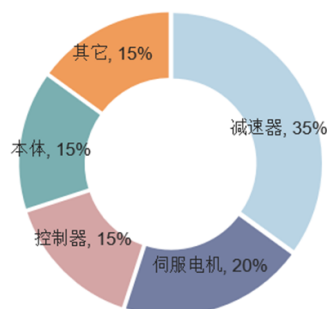


图 1-1 工业机器人的整体成本

RV 减速器具有精度高，扭矩大，性能平稳且负载能力强等特点^[5]，是机器人在各种复杂动作中保持稳定，执行精确的重要保障^[6]，RV 减速器结构示意图如图 1-2 所示。

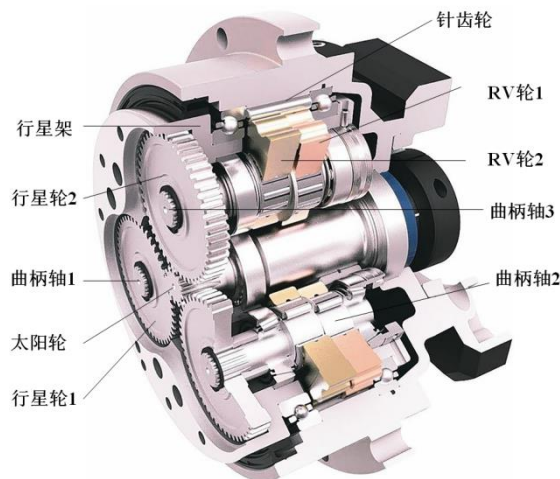


图 1-2 RV 减速器结构示意图

由于 RV 减速器常处在负载高压多变，运行环境恶劣以及超时长的工作状态中，RV 减速器的内部零件产生损耗，工作性能降低，严重时可能导致整个机器发生不可逆性的损害。近年来，高精度减速器的性能和实验研究进入了高速发展阶段，然而对 RV 减速器的研究主要集中在传动效率和动力学建模方面，在故障诊断方面的研究很少。工业机器人的标准运行周期通常持续 8 至 10 年，其中减速机作为关键的传动和承重部件，承受着持续的工作压力，因此，减速机的磨损是一个无法避免的现象，尤其是国产 RV 减速器，其使用寿命通常在两年左右，这就导致工业机器人需要不定期更换减速器^[7]。如果更换地过早会造成经济损失，但是如果更换地过晚不仅会导致机器人运动精度降低，更有甚者，造成重大损失以及人员伤亡等事故，因此研究 RV 减速器的疲劳寿命也具有重要的现实意义。

综上所述，本课题以 RV 减速器为研究对象，旨在开展针对机器人用 RV 减速器性能测试及状态检测的相关研究，以确保产品的可靠性。这不仅满足了设备健康运营的需求，还有助于打破国外企业技术垄断的局面，推动我国工业机器人核心技术与产业发展。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 RV 减速器测试平台研究现状

当前，中国尚未制定关于 RV 减速器传动性能测试的国家标准，这导致 RV 减速器整体性能评估方面的研究进展相对缺乏。然而，随着工业 4.0 时代的到来，RV 减速器在国内市场的需求日益增长。因此，为了满足这一市场需求，设计出有效的 RV 减速器测试平台并进行传动性能分析显得尤为关键，这不仅有助于提升 RV 减速器的设计和制造水平，也对提高整个工业自动化领域的技术水平具有重要意义。

RV 减速器测试平台的主要功能是对 RV 减速器的关键性能参数进行精确测量。陈李果等研发了一套专用的 RV 减速器试验装置，可用于评估 RV 减速器的机械传动性能，同时也可进行故障诊断、监测以及疲劳寿命试验^[8]；邱义等设计了一种 RV 减速器动态传动性能自动化检测平台，为 RV 减速器的机械设计和性能测试提供参考和依据^[9]；Fan S 等开发了一种集成多功能测量系统 SFJC-I，该系统采用扭矩传感器和激光位移传感器，可同时测量施加在伺服减速器上的扭矩及其相应的扭转变形^[10]；Zhang Y 等设计了一种用于谐波减速器预装配的自动化测试平台，可实现高精度的多参数测量，可测试谐波减速器的预紧力、启动扭矩、摩擦力矩和轴刚度，具有操作简单、性能稳定等优点^[11]；Fu W 等提出了闭式动力流 RV 减速器动态性能测试台，它用于测试 RV 减速器的动态性能，在保证试验精度的前提下，提高了试验效率，有效降低了试验台能耗^[12]；Cao Y 等介绍了一种新型的 RV（转子矢量）减速器综合测试平台，分析了测试平台在工作载荷下的应力和应变^[13]；Wang J 等设计了一套谐波减速器性能自动测试系统，利用 CAN open 总线接口控制伺服电机作为驱动器，通过精确控制电机转速和旋转角度，实时采集角度、扭矩和电流数据^[14]；郑鹏等人搭建了一套高精度的 RV 减速器综合性能检测平台，能够在不同工作状态下对被测试的减速器进行各项指标的测量和计算^[15]；Yue H 等研究开发了一种 RV 减速器综合滑动分离测试平台，研究了基于双向传动误差法的运动损失动态测量测试原理和方法，并将该测试功能成功集成到综合测试平台中，以增加 RV 减速器动

态性能参数的测试项目，显示出全面的测试性能^[16]；Yu Z 等研究设计了立式圆柱形高精度减速器检测器，详细分析了扭矩传感器和减速器之间不可避免的附加扭矩的特性，开发了扭矩校准装置以实现减速器输入和输出扭矩的精确测量^[17]。

综上，现阶段设计的 RV 减速器测试平台鲜少对同轴度进行智能监测，RV 减速器测试平台在长期运行中误差会逐渐累积，进而影响其检测精度和使用效率，从而损害测量数据的可靠性。鉴于此，研制一款能够进行同轴度调整的高精度 RV 减速器测试平台显得尤为迫切。该平台的开发旨在深入研究 RV 减速器的故障特性，开展加速寿命实验和寿命预测分析。通过这种方式，可以有效地提升国产 RV 减速器的产品质量，确保其在高强度工作条件下的可靠性和性能。

1.3.2 RV 减速器故障诊断研究现状

RV减速器故障诊断中，由于其结构复杂、严密，拆装减速器都会造成精度的下降，因此，基于振动分析原理开发的诊断方法一直是故障检测的主流^[18]。进行RV减速器故障诊断通常从采集系统的信号数据开始，采集的数据要通过提取特征来识别故障模式。特征提取是故障诊断的一个关键步骤，通常涉及到信号处理技术^[19,20]，例如时域分析、频域分析、小波变换^[21]等。信号处理技术为故障诊断提供了基础，通过对采集到的信号进行处理可以增强特征的可分辨性，去除噪音，提取有用的信息，从而为后续的故障诊断提供更加可靠的特征。信号处理方法的选择和优化会影响到最终故障诊断的效果。因此，故障诊断、特征提取和信号处理三者之间相辅相成，共同构成工程领域中故障诊断与健康管理的的重要组成部分。

在当代计算机技术快速发展的背景下，故障特征提取技术已迎来了其快速的发展阶段。Haoning Z等设计了一种基于峰值保留下采样的冲击信号包络解调方法，通过对下采样数据进行傅里叶变换得到频谱特征，从而获取减速机相关的故障信息^{错误!未找到引用源。}；Liu H等人研究了一种结合经验模态分解与多分形去趋势互相关分析的新型方法，用于减速器齿轮故障的特征提取，此方法能有效地区别出不同的故障模式^[23]；Chong Z等提出了一种特征融合方法，将振动信号通过

变分模态分解, 将奇异值、样本熵和近似熵的融合特征作为支持向量机的分类对象进行减速器传动轴承诊断^[24]; Du W等采用最小熵反卷积调整作为预滤波器预处理信号, 并应用于减速器齿轮的复合故障^[25]; 王振亚等将SSD与互信息理论结合, 在减速器主轴故障特征提取方面有优异的性能^[26]。

随着人工智能的发展, 以信号处理为核心的故障诊断方法大致可分为两大类: 基于模型的方法和数据驱动的方法^[27]。数据驱动方法只依赖于对可用数据测量和统计技术的处理, 有效弥补了基于模型的不足。因此当前RV减速器故障诊断研究基本采用数据驱动方法。Shin J S等通过开发RV减速器故障预报专用软件, 将振动、噪声和温度传感器的数据收集起来, 与寿命评估操作一起进行分析^[28]; Raouf I等使用嵌入式电流系统对RV减速器进行故障检测, 提出了一种可以减少特征提取和特征选择的方法, 直接从电机电流特征中分析获得的信息创建一个故障分类系统^[29]; Peng P等提出了一种新型的噪声深度卷积神经模型以实现在有噪声干扰环境下的RV减速器故障识别^[30]; Xu Q及其团队开发了一种先进的故障诊断技术, 采用经过优化的卷积胶囊网络, 专为RV减速器中的复合故障检测和分析设计^[31]; Zhou X等提出了一种基于深度学习的基于连续时域振动信号的减速器故障诊断方法^[32]; Chen L等为了解决输出信号无法描述系统非线性导致精度低的问题, 创新性地提出了一种结合非线性输出频率响应函数与深度卷积神经网络的新型故障检测方法, 采用基于输出频率响应函数的非线性频谱, 设计了一种新的综合误差成本函数模型, 以指导网络参数在特征分类方向上的优化, 避免了经验网络结构选择的盲目性, 能有效诊断RV减速器故障^[33]; Ye Q等提出了一种基于并行卷积自编码器的无监督深度特征学习模型, 将其应用于诊断框架的特征生成阶段, 并在减速机故障诊断中的有效性进行了评价^[34]。

综上, 众多学者在进行故障诊断时都在特征提取与诊断模型上进行了改进, 然而现阶段的特征提取方法均存在残余噪声、模态混叠和不稳定等缺陷, 诊断模型大多选用神经网络模型, 物理解释性弱, 数据需求量大且受限于数据质量。因此有必要建立更优异的故障诊断模型实现RV减速器疲劳数据的特征提取, 全面、详细地反映RV减速器故障的特点, 进而精确识别其故障模式。

1.3.3 RV 减速器寿命预测研究现状

RV减速器的寿命预测可以帮助制定合理的维护计划，避免不必要的停机时间和维护成本，减少因设备故障引起的事故风险方面，对于提高设备使用的安全性和可靠性具有重要意义。从数据类型的角度出发，剩余使用寿命预测理论从数据处理视角来看，可划分为依据失效时间数据^[35]、基于性能退化数据^[36]，以及多源数据融合^[37]的预测方法。

具体而言，基于失效时间数据的预测方法，是在预设的系统寿命分布形式基础上，运用统计学方法推断出系统寿命分布的相关参数。值得注意的是，系统寿命分布形式的准确性对剩余寿命预测结果的精度有着直接影响。Marshall等研究者对常见的寿命分布函数进行了全面总结，并深入探讨了与之相关的参数估计方法^[38]；Park M等为拓宽可用数据的来源，采用加速寿命测试方法评估机械零件和系统在短期内的稳定性和可靠性^[39]；Wu J等提出了一种新的健康指数构建方法，将电流信号和振动信号进行整合，能够有效地预测谐波减速器的剩余使用寿命^[40]；Yan T等研究了一种数据驱动的谐波减速器性能劣化评估方法，搭建加速退化试验台采集谐波减速器运行-失效数据集，基于遗传编程对过程数据进行数据级融合，构建单调健康指数，用于退化评估和趋势分析^[41]。

学界专家越发倾向于采用基于性能退化数据的剩余寿命预测方法。这种方法通过使用反映系统健康状况的性能指标，结合系统的历史运行数据来构建性能退化轨迹，从而无需依赖于系统完全失效后的完整监控数据。这种方法按照数据是否直接揭示系统性能或健康状态可进一步分类为基于直接和间接监测数据的策略。Song T等提出了一种包含两个用于剩余寿命估计的循环神经网络模型，一个从现有信号序列预测后续信号序列，另一个从现有信号序列和预测信号序列的组合中估计剩余寿命^[42]；Pang X等提出了一种改进的烟花算法，优化灰色神经网络模型来预测寿命^[43]；Weigert T等根据放电曲线的短初始段（小于平均寿命的4%）来预测储能设备的充电状态^[44]；Liu Q及其同事开发了一种基于支持向量机技术的隔振橡胶材料疲劳寿命预测模型^[45]；Tian Z等开发了一种利用故障和悬架状态监测历史的人工神经网络方法^[46]；Jin S等提出了一种基于改进灰狼

优化支持向量回归的旋转误差预测新方法,可以很好地应用于RV减速机零件匹配模型^[47]; Xu A推导了齐次伽马过程的共轭先验,利用这种共轭结构,开发了一种高效的在线算法来预测多个系统的剩余使用寿命^[48]; Wang X等研究了一类逆高斯过程模型对退化数据的最大似然估计^[49]; Tang S等提出了一种基于非线性维纳的具有测量误差的退化过程的闭合形式的近似解析剩余有效寿命分布^[50]; Li X Y及其团队,运用随机模糊理论为基础,设计了一种创新的随机模糊加速退化模型及其配套的统计分析方法,这一模型特别适合于处理小样本的加速退化测试数据^[51]; Zhang H等提出了一种基于灰色马尔可夫链的风机主轴轴承状态估计和剩余寿命预测方法^[52]。

关于间接监测的方法, Zhang Y等提出了一种基于修正随机滤波的预测模型,利用两阶段随机滤波模型建立贝叶斯推断距离与剩余寿命的关系,实现在线动态剩余使用寿命预测^[53]; Yu J及同事基于加权隐马尔可夫模型,通过分析由刀具状态监测技术收集的信号,提出了一种新颖的刀具磨损监测和刀具寿命预测方法^[54]; Li W等提出了一种改进的隐马尔可夫链模型,采用逼近非线性函数的多层感知器计算观测概率,并利用正演算法在线预测剩余有效寿命^[55]; Chen Z等考虑了观测值的自相关,开发了一种具有自相关观测值的隐马尔可夫模型来处理制造系统的退化建模^[56]; Yan L等提出了一种基于气动隔膜泵健康状况估计误差和累积劣化情况的向量自回归模型和连续时间隐马尔可夫模型的方法,对气动隔膜泵的寿命进行分析和评价^[57]; Fan L等提出了一种隐半马尔可夫模型方法,克服了传统的隐马尔可夫模型中指数分布的局限性,提高了诊断和预后的准确性^[58]; Hao F Z等提出了一种基于时变隐半马尔可夫模型的寿命预测方法,比传统模型剩余寿命估计更准确^[59]; Liao Y及其团队则开发了一个基于高阶隐半马尔可夫模型的灵活预测框架,专门用于那些健康状态不易观察、过渡动力学复杂的系统或组件^[60]。

在多源数据融合的剩余寿命预测方法方面,研究重点在于充分利用失效时间数据和性能退化数据两种类型的样本,以期达到对剩余寿命的精准预测。Zhao Q等提出了一种贝叶斯方法,通过融合所有收集到的信息来估计在轨卫星

威布尔分布分量的剩余寿命^[61]；Wang S等提出了一种基于多通道特征融合的刀具剩余寿命预测方法，通过神经网络模型对工具生命周期采集到的多源传感器信号进行有效处理和分析，提高了刀具剩余使用寿命预测模型的精度和模型拟合的效率^[62]；Wang H等提出了一种基于多维特征融合的轴承综合相似寿命预测方法，采用主成分分析融合信号退化特征，从多个角度描述减速器轴承的寿命信息，预测结果更加准确可靠^[63]；Cao Y等提出了多通道信息融合的复杂域扩展网络，实现不同工况下旋转机械的剩余有效寿命预测^[64]。

综上所述，剩余寿命预测方法的研究很少考虑到样本缺少的问题，但是在实际应用中，全寿命周期试验数据往往难以测量，因此寿命试验数据一般具有数据量少、样本结构不平衡、信息覆盖率低等小样本性。所以，在进行剩余寿命预测时，只有充分挖掘小样本数据的潜在价值，才能得出更准确、可信度更高的剩余寿命预测结果。

目前在解决RV减速器剩余寿命预测的精度方面还存在一些不足，主要包括：

（1）在多时间尺度和多故障状态下，RV减速器的剩余寿命预测精度较低。由于其内部结构在不同运行状态下会出现不同的退化机理，因此监测到的失效时间数据呈现出分片段式的特点，并且在全寿命服役周期内会经历逐渐退化的过程，呈现出多个时间尺度的"小样本"特点。同时，RV减速器的故障状态并非简单的二态，而是在故障前呈现出多种故障状态。这种情况导致了在多时间尺度和多故障状态下对RV减速器的小样本剩余寿命预测精度较低。

（2）RV减速器剩余寿命预测中参数的自适应能力对于维持实时预测至关重要。然而，目前大多数方法仍处于试验阶段，其周期较长，且需要大量样本数据，因此并不适用于小样本数据的情况。

1.4 主要研究内容及章节安排

本文以RV减速器为研究对象，聚焦于RV减速器疲劳数据采集以及RV减速器的故障诊断和剩余寿命预测。本文包括5个章节，总体结构如图 1-3所示。

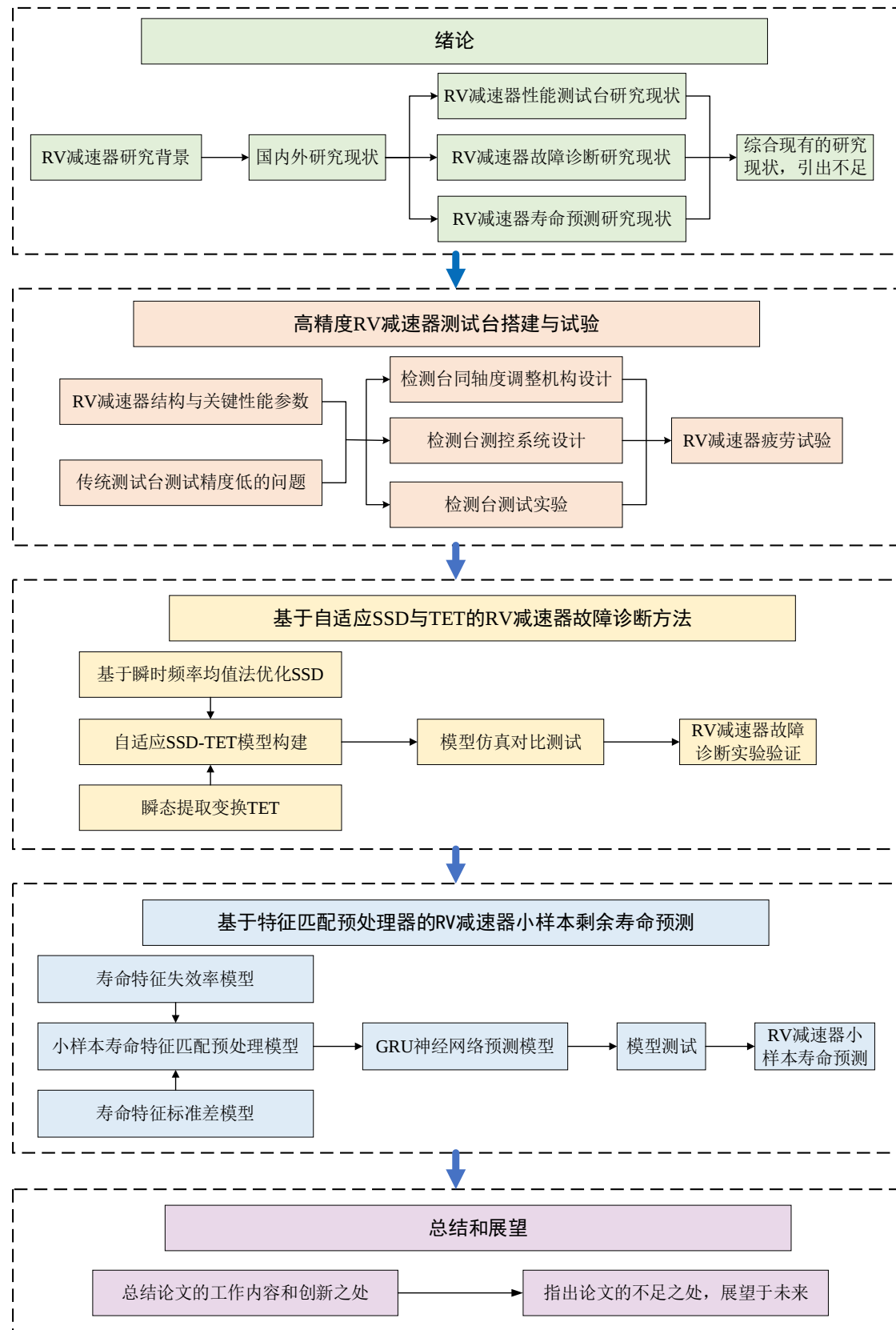


图 1-3 论文总体结构

工作主要从下面几个部分开展：

第1章，首先给出课题来源，并介绍研究背景及其意义，然后分别对RV减速器性能测试装置、RV减速器故障诊断和寿命预测的国内外研究现状进行了系统性的分析与综述，最终给出了本文的结构布局与内容安排。

第2章，结合RV减速器的结构特性和国内外试验台的发展现状，设计并搭建了一种具有同轴度调整功能的RV减速器性能测试台，参照日本帝人公司的数据，验证了该测试台的可靠性。最后通过该测试平台，对RV减速器进行疲劳试验，并采集信号数据。

第3章，针对RV减速器早期故障特征微弱，且故障状态难以识别的问题，结合SSD和TET的优势，提出了一种基于自适应SSD和TET的RV减速器故障诊断模型。通过仿真对比证明所提模型的先进性，并利用该模型实现RV减速器微弱故障的检测。

第4章，针对寿命试验数据具有数据量少、样本结构不平衡、信息覆盖率低的小样本性，提出了一种基于特征匹配预处理器-GRU的小样本自适应剩余寿命预测模型，解决了RV减速器在小样本数据下难以进行寿命预测的问题。以西安交通大学轴承寿命数据集进行模型性能测试，验证模型的可行性，以RV减速器实测的小样本寿命特征数据进行实验验证，证明所提模型可以对RV减速机剩余寿命进行有效预测。

第5章，总结了本研究的关键成果，同时也指出了研究过程中遇到的挑战与不足之处。进一步地分析RV减速器的发展历程和当前研究现状，对未来的研究趋势和潜在领域进行分析，为接下来的课题探索勾画了清晰的研究方向。

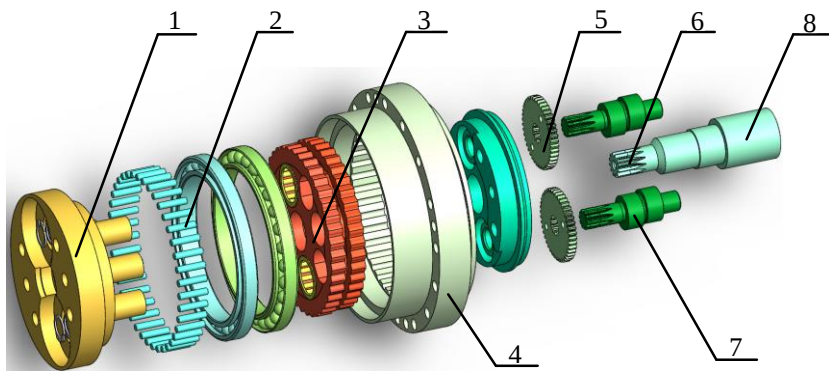
第2章 高精度 RV 减速器测试台搭建与试验

机器人设备整体性能的很大程度上在于 RV 减速器的综合表现。在高精度定位领域对减速器性能的要求日益增高的背景下，RV 减速器的全面性能测试和准确评估成为提升机器人性能的关键。确保 RV 减速器能够在实际应用中提供可靠和精确的性能指标，对于增强其产品一致性和稳定性尤为重要。因此，研发一种能够调整同轴度的 RV 减速器测试平台，并对其关键性能参数进行深入测试，对于提升国产 RV 减速器性能以及促进其批量生产具有不可忽视的重要性。本章针对国内 RV 减速器测试台大部分没有对同轴度进行智能监测的问题，设计了一款可以实现同轴度调整的检测台并进行相关试验。

2.1 RV 减速器结构特点与关键性能参数

2.1.1 RV 减速器结构特点

RV减速器是一种常见的机械传动装置，结构设计合理，具有传动效率高、扭矩输出大、可靠性高等优点，用于将高速扭转的输入轴的转速降低，并传递到输出轴，被广泛应用于各种机械设备中。RV 减速器主要机械结构如图 2-1所示。



1. 输出盘 2. 针齿轮 3. 摆线轮 4. 针齿壳 5. 行星轮 6. 太阳轮 7. 曲柄轴 8. 输入轴

图 2-1 RV 减速器结构

各部件共同作用，使得 RV 减速器可以实现高效、精密的减速传动，广泛应用于各种机械设备中。

RV减速器运动传递路线，如图 2-2所示。RV减速器的传动原理包含了两个主要的减速阶段。初级减速由渐开线圆柱齿轮传动系统构成，核心部件包括太阳轮和行星轮。太阳轮负责接收并转换来自输入轴的动力，通过齿轮的啮合作用将动能传递给行星轮，

实现基于齿轮比的减速作用。紧随其后的是摆线针轮行星齿轮传动，作为二级减速机制，涵盖了曲柄轴、摆线轮、针齿轮和输出盘等关键元件。这一阶段中，行星轮与曲柄轴相结合，形成二级减速的动力输入源。摆线轮位于曲柄轴的偏心部分，并通过滚动轴承与之相连。外壳内侧布置的针齿轮数量超过摆线轮，且齿距均匀。在这种配置下，当直齿轮旋转时，摆线轮会跟随曲柄轴的偏心运动而产生相应的偏心旋转，从而实现复杂的减速机制。

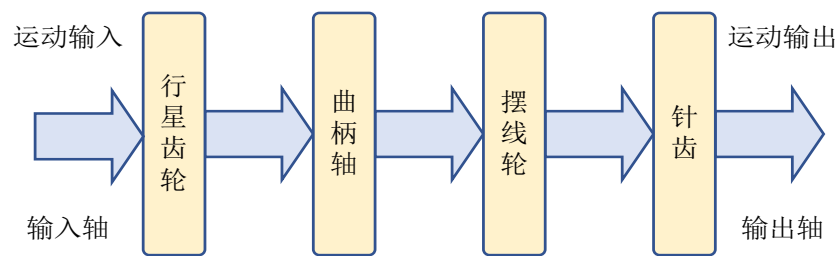


图 2-2 RV 减速器运动传递路线

2.1.2 RV 减速器的关键性能参数

在RV减速器的性能标准^[65]参数中，传动误差、传动效率、回差是RV 减速器传动的关键性能参数。

在科学文献中，传动效率^[66]通常被定义为减速器在额定扭矩负载下，输出端所提供的功率与输入端功率之间的比率，此概念对于减速器性能的评估至关重要。传动效率的实验结果如图 2-3 所展示，该图提供了传动效率测试的可视化效果。

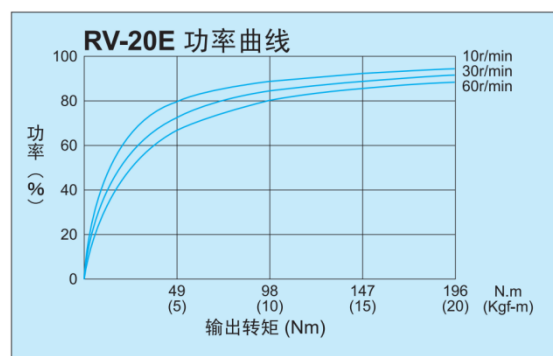


图 2-3 传动效率测试效果图

针对传动效率的具体计算，其数学表达式可以根据传动效率的定义推导出，如公式(2-1)所示。

$$\eta = \frac{P_2}{P_1} \times 100\% = \frac{n_2 \cdot T_2}{n_1 \cdot T_1} \times 100\% = i \cdot \frac{T_2}{T_1} \times 100\% \quad (2-1)$$

式中， P —功率(W)； n —转速(r/min)； T —转矩(N·m)； i —总传动比

传动误差^[67]，亦称为传动精度，是传动系统一个重要的性能指标。该指标对于评估传动系统的精度和可靠性至关重要。图 2-4 展示了传动误差的实测效果，该图形直观地展示了传动系统在实际运行过程中的误差表现。

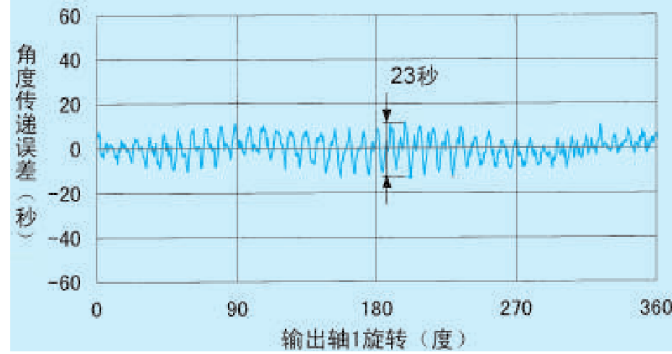


图 2-4 传动误差测试效果图

计算公式如(2-2)所示。

$$\theta_{error}(t) = \theta_{in}(t) / i - \theta_{out}(t) \quad (2-2)$$

式中， θ_{error} —角度传递误差； θ_{in} —输入轴旋转角； θ_{out} —实际输出轴旋转角。

回差^[68]，作为齿轮啮合零件的重要技术参数，指的是输入端启动时输出端并非立即跟随，而是经历一段延迟。这种滞后现象，在齿轮传动过程中尤为明显，被称作回差。它反映了齿轮啮合的紧密程度及传动的精度，是衡量齿轮传动品质的关键指标之一。图 2-5 展现了回差的具体测量结果。在无加载扭矩的条件下，即扭矩为“零”时，测量输出轴在正反两个方向的转角差异，这一差值即表现为回差。

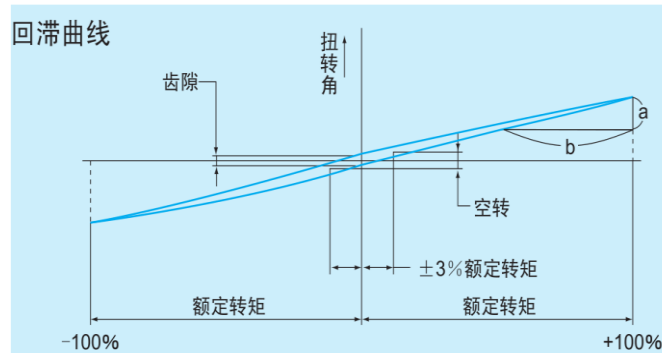


图 2-5 回滞曲线效果图

2.2 RV 减速器测试台同轴度调整机构整体设计

2.2.1 总体设计要求

设计本测试平台时，不仅需考虑诸如装配精度、经济效益以及检测效率等关键要求，以确保实现同轴度的精确调节。还需要进行 RV 减速器性能测试，包括寿命疲劳试验，以评估减速器在正常和异常工作状态下的性能指标以及剩余寿命等。

- (1) 检测对象：RV-20 E 系列减速器；
- (2) 检测项目：转矩、转速、传动效率；

鉴于目前工业机器人广泛使用的 RV 减速器型号多样，本设计初步选定了 RV-20 E 型减速器作为研究对象，并围绕其性能参数进行详细规划。相关性能参数的详细范围如表 2-1 所列。

表 2-1 RV-20 E 减速器性能参数

RV 减速器性能参数	具体参数数值
减速器外径	145 mm
减速比	56~160
最大输出转矩	200 N·m
瞬时最大输出转矩	200 N·m
最高输入转速	2400 r/min
最高输出转速	15 r/min

2.2.2 测试台同轴度调整机构设计

针对本实验室的第一代测试台在同轴度调整方面的不足，如图 2-6 所展示，现有平台多采用刚性固定支架，这导致在长期运行或拆装过程中，同轴度误差逐渐累积，进而影响测试平台的检测精度和效率。

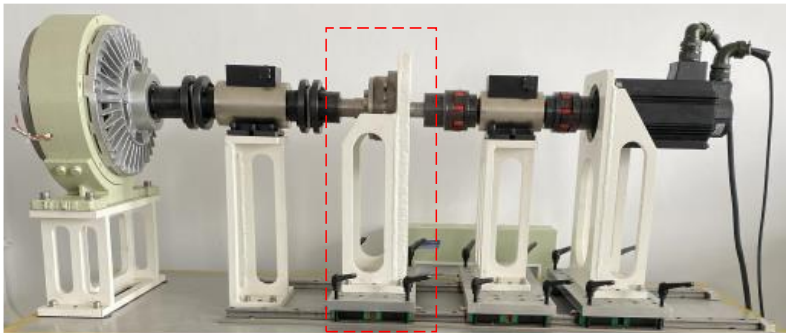


图 2-6 传统 RV 减速器测试台实物图

针对上述问题,本研究运用三维建模软件 Solid Works,设计了两种具备同轴度误差调整功能的 RV 减速器性能测试平台。其中方案 1,展示于图 2-7,为高精度 RV 减速器性能测试平台,其调整机制由四个电动推杆组成。本研究采用激光位移传感器来测量 RV 减速器的同轴度误差。同时,额外的激光测距点用于测量测试平台到传动系统的距离,从而获得同轴度误差数据。

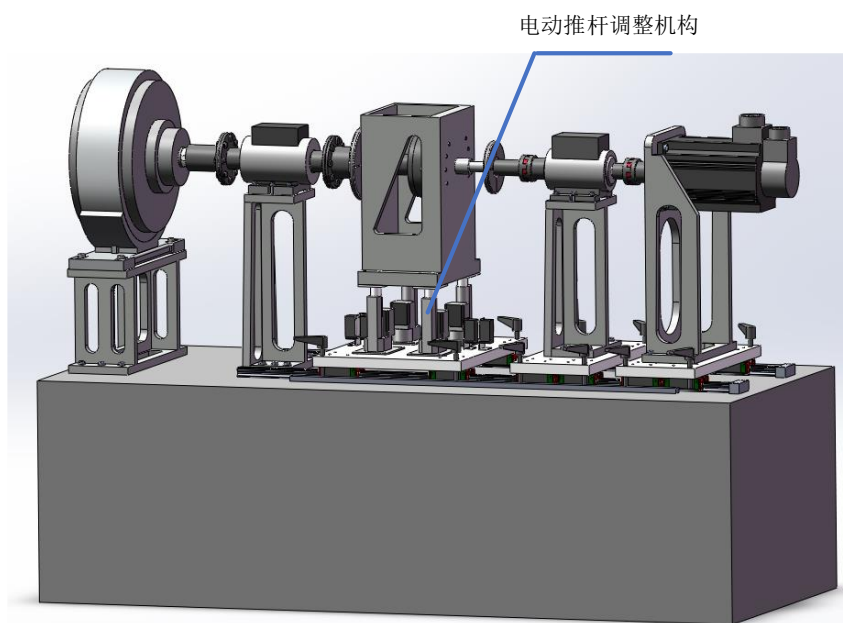


图 2-7 高精度 RV 减速器性能测试平台三维图

方案 2,针对方案 1 仅针对 RV 减速器输入与输出端径向倾斜进行调整的局限性,本研究设计了一种多自由度调整机制的 RV 减速器测试台。该方案考虑到在实际应用中, RV 减速器传动轴可能在不同位置出现倾斜,因此,这种多自由度的调整机制能够适应更为复杂的几何调整需求。新设计的 RV 减速器检测台包含柔性调整机构,以应对并解决传统测试平台在多方向调节方面的不足。该方案的实施将有效提高 RV 减速器测试台的灵活性和适用范围,使之能够更准确地评估和校准减速器性能。如图 2-8 所示为软体结构的多自由度 RV 减速器性能测试装置三维示意图。

设计的多自由度 RV 减速器调整机构由四个气动人工肌肉和硬件支座组成。运行时,两组激光位移传感器测量 RV 减速器输入轴和输出轴的空间位姿信息,并将数据传输至上位机。上位机系统采用高级自适应控制算法来处理接收到的数据,通过分析激光位移传感器所测得的 RV 减速器输入输出轴与参考平面的相对位移信息,决定是否需要对减速器的同轴度进行调整。若需要调节,通过控制四个气动人工肌肉的气体压力引起形变,产生作用力作为驱动力,实现测试平台的同轴度微调,直至达到测试精度要求。

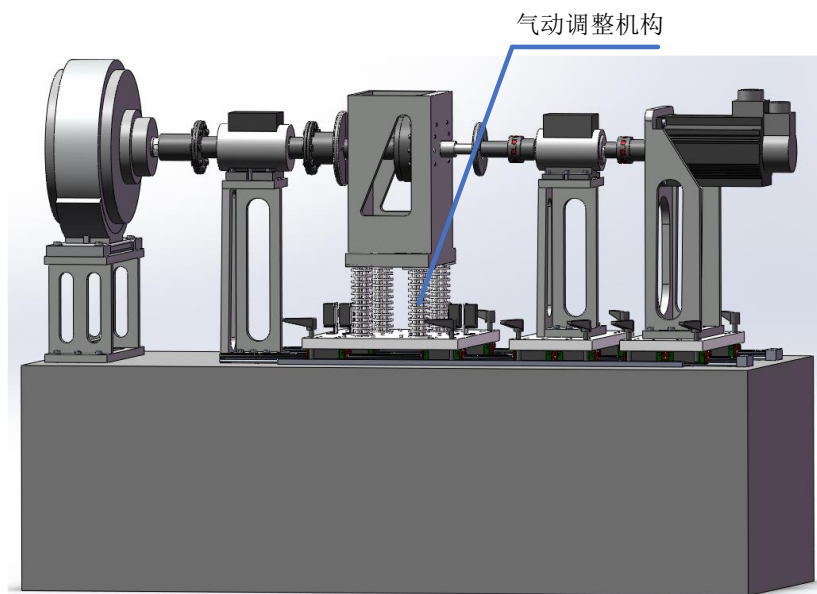


图 2-8 多自由度 RV 减速器性能测试装置示意图

图 2-9 是柔性调整机构示意图，主要由连接块、弹簧和橡胶管组成，压缩气体通入到橡胶管内，由于橡胶管外侧弹簧的约束作用限制了橡胶管的径向膨胀，最终人工肌肉轴向伸长。气动人工肌肉单元采用菱形布局，通过气动肌肉单元充气或排气就可实现动作变化。如图 2-10 为柔性调整机构步态图。

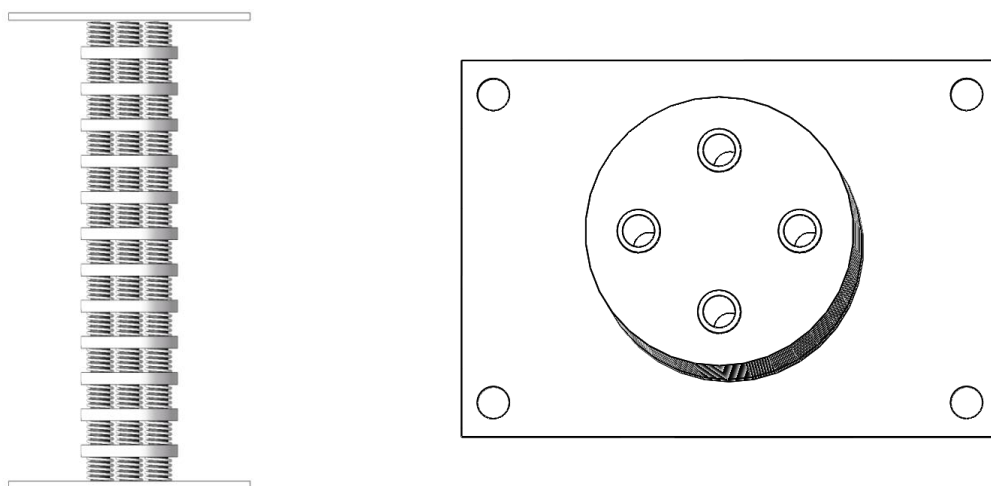


图 2-9 柔性调整机构示意图

由于软体气动结构控制系统过于复杂，因此本文采用方案 1 的调整机构。如图 2-11 所示为高精度 RV 减速器性能测试平台的基本工作原理。在启动高精度 RV 减速器性能测试平台后，整个系统进入运行状态。在伺服电机的驱动作用下，扭矩传感器、RV 减速器、光栅编码器以及磁粉制动器启动并进入旋转状态。在这一过程中，所产生的转

矩、转速及角度等关键数据被 PLC 系统即时捕获与处理，进一步被传输至上位计算机系统进行记录，并在人机界面上实时展示。与此同时，激光位移传感器对传动系统的同轴度误差进行持续监控，经由 PLC 系统处理后的数据被反馈至上位机系统。上位机采用高效的控制算法来分析同轴度误差，以判断是否需进行同轴度调整。若发现同轴度偏差，上位机将发出相应的调整指令，指导电动推杆对 RV 减速器的输入输出轴执行精密调节，保证同轴度误差保持在允许的范围，确保实验的准确性和可靠性。

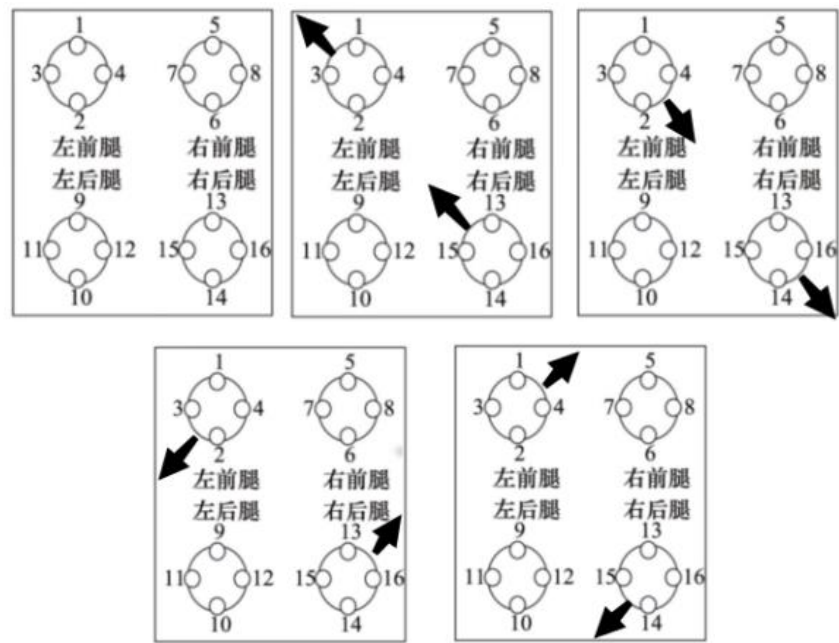


图 2-10 柔性调整机构步态图

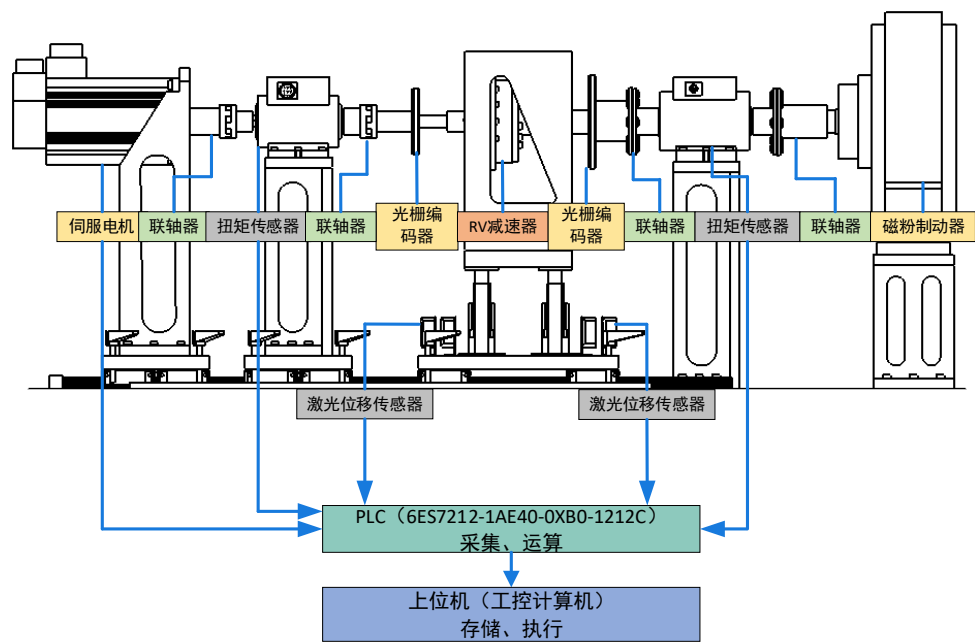


图 2-11 RV 减速器性能测试台工作原理

2.2.3 高精度检测台测控系统设计

本项研究成功开发了一套软件测控系统，旨在高效实现测试平台的同轴度自适应调节以及 RV 减速器性能数据的精确采集。该系统综合包括了数据采集单元、计算处理单元、数据存储单元以及执行单元，这些组成部分相互配合，共同确保了测试流程的高效与顺畅。通过此系统，能够有效实现对测试过程的全面监控与管理，确保数据采集与处理的准确性，从而提升了测试平台的整体性能和可靠性。系统框架如图 2-12 所示，其中，采集单元负责搜集来自传感器等硬件设备的原始数据；运算单元处理这些数据，进行必要的计算与分析；存储单元则对处理后的数据进行保存；而执行单元控制电动推杆、伺服电机等设备的具体操作。

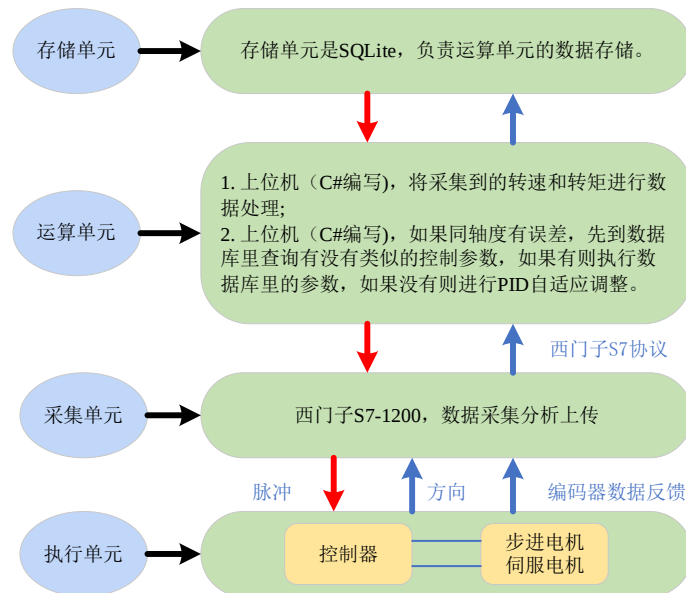


图 2-12 软件测控系统框图

(1) 采集单元（数据采集）

本检测平台的数据采集与处理系统分为三个主要组成部分：数据采集单元、数据运算单元和数据存储单元。

数据采集单元的职责在于收集各类测试信号，涵盖从扭矩传感器所测得的 RV 减速器输入及输出端转矩信号（频率覆盖 5-15 kHz 范围）、转速信号（同为 5-15 kHz 频率范围），至激光位移传感器所测得的位移信号（模拟电压范围为 0-5 V）。此外，采集到的所有数据均通过西门子 PLC 的博图 V 14 软件进行转换与处理，这一环节至关重要，它确保了数据的精准度和实用性，为后续的分析与决策提供了可靠的支持。

（2）运算单元（数据运算）

数据运算单元采用 Visual Studio 开发的软件程序来对比和处理激光位移传感器所测量的位移数据与预先设定的标准位移参考值。这一处理步骤的目的是准确计算出同轴度的偏差值，建立同轴度误差数据库，以便对测试平台的性能和精度进行精确评估与调整。除此之外，该数据库还包含了大量的检测数据，用于查询和反馈调整信息。如果数据库中存在匹配的同轴度误差值，则直接使用该数据进行位移调整；否则，采用 PID 调节方法。同时，扭矩传感器所测得的动力端和负载端的转速与转矩数据，经由 PLC 程序处理后传输至上位机，由此计算出测试减速器的传动效率值。

（3）存储单元

数据存储单元利用 Visual Studio 软件进行数据管理，实现对 PLC 采集的关键数据（如转矩、转速和径向距离）的有效读取。该单元应用 SQLite Studio 工具箱，将来自激光位移传感器和扭矩传感器的数据与 PLC 收集的信息汇集在数据库中。此做法不仅便于上位机软件的数据访问和处理，还确保了数据的安全存储和长期可用性。

（4）执行单元（伺服电机、电动推杆）

执行单元部分主要包括伺服电机和电动推杆。在实现伺服电机的配置中，本研究利用博图软件对 PLC 进行了精细设置，以松下伺服电机 A5-MSME 为典型案例。通过创建新的 PLC 项目，结合博图 V 14 软件，我们根据具体的硬件型号（如 CPU 1212C DC DCDC）插入了新设备。在项目的工艺对象文件夹中添加了新对象“轴 1”，并依次设置了流程步骤：常规设置、驱动器参数、机械参数、位置限制、急停参数设置等，以确保系统运行的精确性和稳定性。

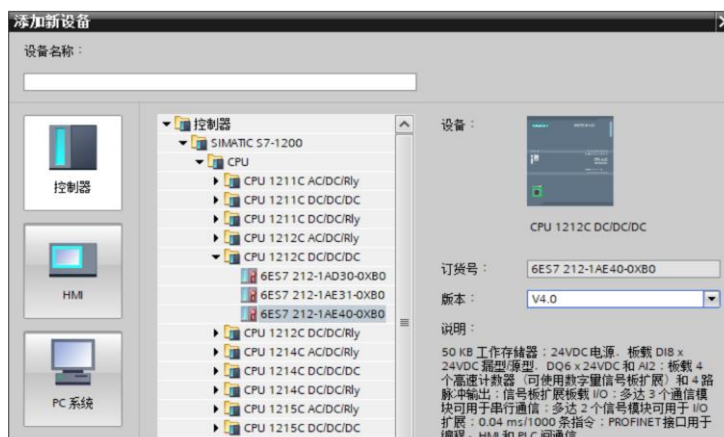


图 2-13 选择 CPU 型号

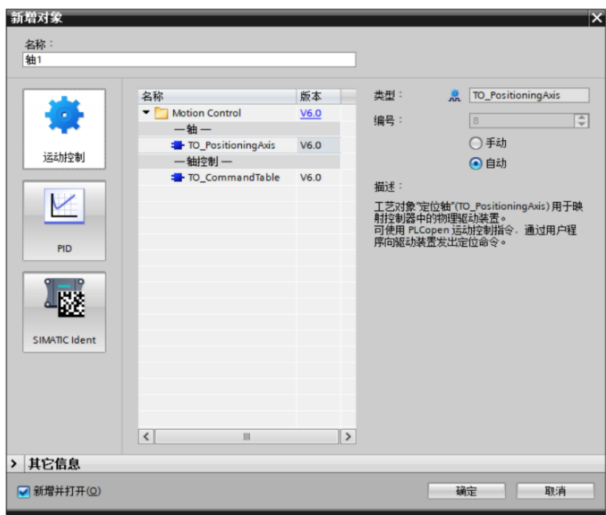


图 2-14 添加轴的类型

如图 2-15 所示，本研究开发的 RV 减速器测试装置融合了机械系统、测控系统和软件系统这三大核心部分。这一综合装置具备对 RV 减速器的机械性能（例如传动效率、传动精度、回程间隙）进行全面测试的能力，同时还能进行故障诊断、状态监测和疲劳寿命试验。它适用于国际和国内市场上各种型号的 RV 减速器产品，能够全面评估机械传动性能，识别潜在故障原因，并对疲劳失效模式进行详尽分析。该装置为产品设计、制造和装配阶段提供了宝贵的反馈信息，从而优化产品性能。



图 2-15 RV 减速器测试平台实物图

2.3 测试平台性能检测实验

在本节中，以 RV 减速器的关键性能参数——传动效率为研究对象，进行了同轴度误差及其对传动效率影响的实验分析。

2.3.1 同轴度调整实验

为了检测测试平台是否具有同轴度调整功能，首先进行了 RV 减速器同轴度试验。将输入轴末端与激光位移传感器的距离为 30 mm，且保证两者在水平状态即偏差为 0° 。设置测试台的输入转速为 200 r/min，在此状态下，轴末端的位移发生了变化，导致轴产生一定程度的倾斜。通过调整机制，输入轴末端与激光位移传感器的径向距离被稳定在预设范围内。图 2-16 展示了调整前后的同轴度误差对比。

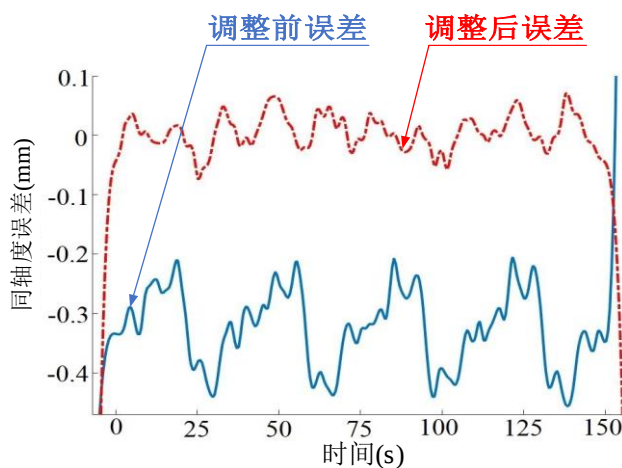


图 2-16 同轴度误差对比图

从所得图像分析可知，在同轴度调整之前，最大同轴度误差值可达 0.5 毫米。经过精确调节后，该误差被有效控制在 0.1 毫米以内。误差可以控制在国际规定误差之内，可以满足实验要求。

2.3.2 传动效率测试实验

传动效率测试取四组数据进行对比，输入轴距离激光位移传感器的径向距离以及输入轴与输出轴的偏移角度分别是：29.7mm (0.14°)、30mm (0°)、30.2mm (0.082°)、30.4mm (0.19°)，测试边界条件为输入轴转速 200 r/min，输出端无负载。测试结果如图 2-17 所示。

由图 2-17 可以看出，随着同轴度的偏移量的增加，传递效率逐渐减小，从而对整个测试装置的检测精度造成显著影响。在输入轴与激光位移传感器的径向距离达到 30 mm(0°)，测试台在稳定状态下的传动效率达到 32.94%，与日本帝人公司提供的 RV-20 E 系列减速器效率数据相符，从而验证了测试台的高检测精度及其在工程应用中的价值。

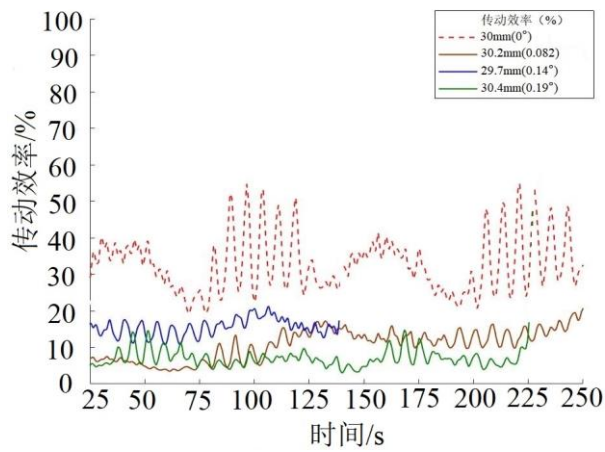


图 2-17 传动效率实验数据图

2.4 RV 减速器疲劳试验数据采集

本研究中对 RV 减速器的故障诊断与寿命预测进行的实验采集了来自专门搭建的 RV 减速机测试平台的数据。实验过程中使用了功率为 5 kW 的伺服电机，配备了两种扭矩传感器，一种的量程为 15 N·m，另一种为 200 N·m。此外，实验还采用了 1.5 kW 的磁粉制动器。实验中主轴的旋转速度设定为 151 r/min，整个实验在常温条件下进行。为了获得准确数据，实验采用了每 0.5 s 采样一次的频率，连续采集了达 200 小时的数据。实验中收集的部分试验数据详细记录于表 2-2 中，为后续分析提供了详实的基础。

表 2-2 采集的部分实验数据

输入转矩 (N·m)	输入转速 (r/min)	输入功率 (kW)	输出转矩 (N·m)	输出转速 (r/min)	输出功率(kW)	效率	转速比
0.796	151.169	0.013	83.42	1.251	0.011	0.867	120.824
0.796	151.161	0.013	83.463	1.25	0.011	0.867	120.9
0.796	151.147	0.013	83.515	1.25	0.011	0.868	120.939
0.795	151.133	0.013	83.561	1.25	0.011	0.87	120.927
0.793	151.116	0.013	83.598	1.25	0.011	0.872	120.914
0.792	151.112	0.013	83.63	1.25	0.011	0.873	120.91
0.792	151.128	0.013	83.66	1.25	0.011	0.874	120.927
0.793	151.119	0.013	83.637	1.25	0.011	0.872	120.945
0.795	151.109	0.013	83.605	1.25	0.011	0.87	120.937
0.797	151.11	0.013	83.574	1.25	0.011	0.867	120.938
0.8	151.125	0.013	83.53	1.25	0.011	0.864	120.927
0.804	151.14	0.013	83.483	1.25	0.011	0.859	120.911
0.807	151.142	0.013	83.426	1.25	0.011	0.855	120.885
0.811	151.133	0.013	83.366	1.25	0.011	0.851	120.878
0.812	151.118	0.013	83.299	1.25	0.011	0.849	120.866

部分参数图如图 2-18 所示：

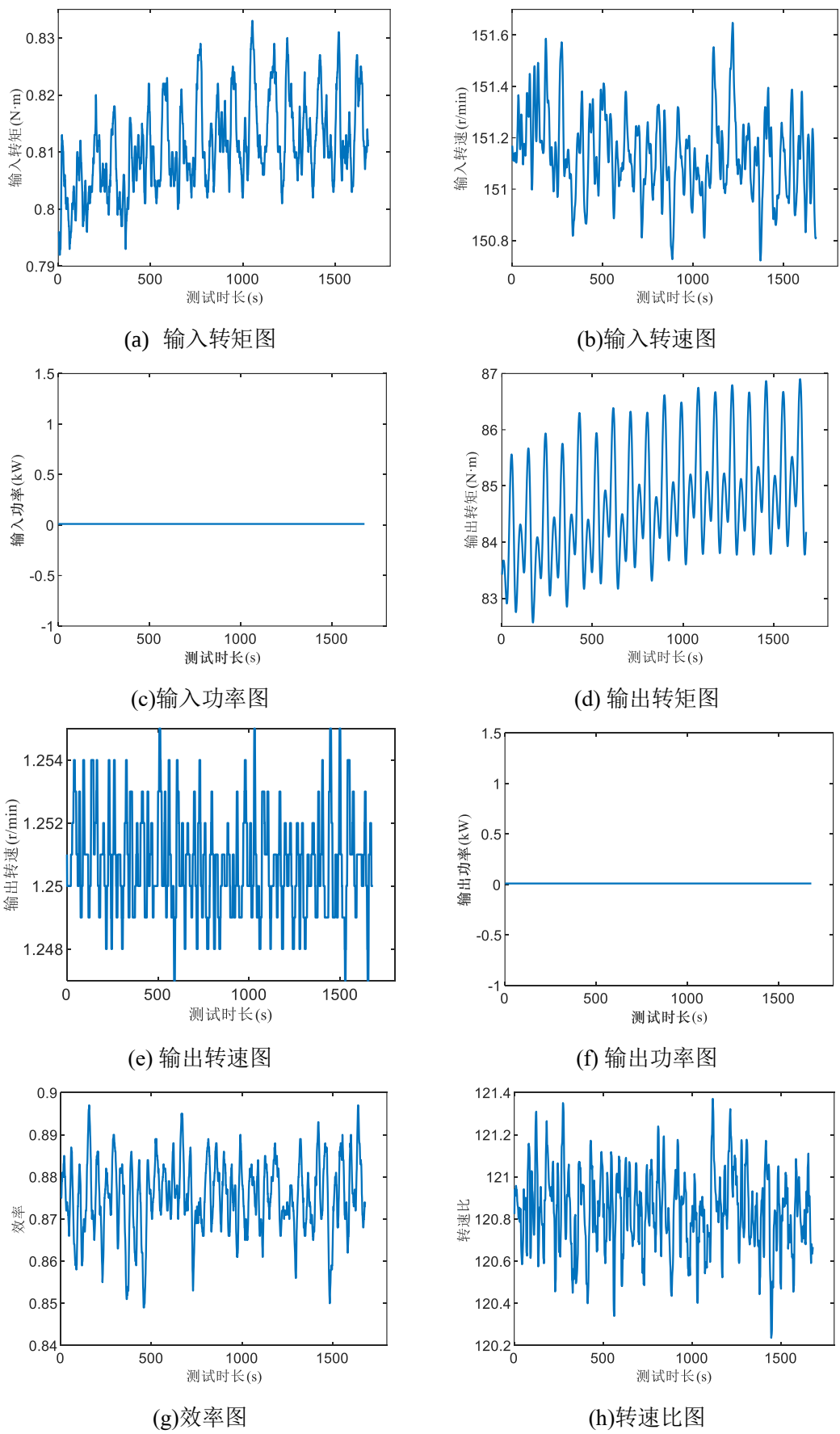


图 2-18 采集数据部分参数图

2.5 本章小结

本章首先介绍了 RV 减速器的结构特点与关键性能参数，其次针对现阶段 RV 减速器测试平台鲜少对同轴度进行智能监测，设计了具有同轴度调整功能的 RV 减速器测试平台，根据总体设计要求，对同轴度调整机构进行了三维建模，就所设计的机构进行 RV 减速器测试平台搭建。为有效采集 RV 减速器的性能数据，并实现测试台的同轴度调整，开发了一套软件测控系统。然后对研制的 RV 减速器测试平台进行同轴度调整实验以及传动效率测试实验，实验结果表明调整后的同轴度误差可以稳定在 0.1 mm 以内，在测试平台稳态运行时，传动效率的平均值为 32.94%，符合日本帝人公司 RV-20 E 系列减速器的标准效率要求，由此得出所设计的测试平台具有同轴度调整功能且满足 RV 减速器试验要求。因此采用搭建的 RV 减速器检测台进行 RV 减速器疲劳试验，为后续故障诊断与寿命预测研究做好数据采集工作。

第3章 基于自适应 SSD 与 TET 的 RV 减速器故障诊断方法

由于 RV 减速器运行环境的严苛性质导致故障信号中包含大量的谐波与显著干扰。这一现象极大地增加了从故障信号中准确提取有效特征信息的难度。因此优化信号分解过程和提高分解算法的分辨能力显得尤为关键，如何有效剔除干扰信息并提取出有价值的故障特征，是确保减速器健康管理系统准确性和可靠性的重要研究方向。在故障识别方面，深度网络对计算机的计算能力有更高的要求，并且需要大量的训练数据作为支持，模型才具有良好的泛化能力，且提取的深度特征目前缺乏具有明确物理意义的清晰解释。因此，基于传统模式识别方法的技术路线更适合于 RV 减速器系统。

在故障特征提取领域，传统方法面对复杂的干扰源和非线性非平稳信号时性能存在局限性。与此相对，SSD 能够有效应对强噪声背景、非线性及非平稳信号的影响，自适应地将数据分解为不同频率的成分。因此，SSD 在提取故障信号中显示出更高的适用性。此外，TET 通过增强信号的瞬态特性，提升了时频定位精度，特别适合用于检测信号中的冲击成分，这在故障特征提取方面表现出较好的适用性和有效性。

为了全面准确地描述 RV 减速器的故障特征，必须综合应用多种故障诊断技术，以充分利用各技术的独特优势。考虑到 SSD 和 TET 各自的特点，本文提出了一种融合这两种技术的新型故障诊断方法。该方法结合了 SSD 在自适应分解强干扰信号及非线性非平稳信号方面的能力以及 TET 在增强信号瞬态特性和时频定位能力方面的优势。因此，这种综合方法为 RV 减速器的故障诊断提供了一种新的有效手段。

3.1 自适应奇异谱分解

3.1.1 SSD 分解原理

传统的时频方法用于故障诊断识别时，会分析周期性冲击成分产生的高频共振带，并采用包络解调方法提取故障特征。SSD 在处理原始时间信号时，通过循环迭代逐个提取分量序列，确定奇异谱分量。SSD 能够很好的将信号分解为若干 SSC 和残余量。其分解过程如下：

(1)构造轨迹矩阵。对于给定长度 N 的时间序列，及确定嵌入维数 M ，生成 $M \times N$ 的矩阵 X ，矩阵 X 的第 i 行表示为：

$$X_i = (x(i), \dots, x(N), x(1), \dots, x(i-1)), (i = 1, \dots, M) \quad (3-1)$$

引入对角平均过程，为了沿着 X 的第 i 个十字对角线进行平均，右手块的部分必须正确地附加到左手块的右上角，以时间序列举例， $M=3$ ， $N=6$ 的轨迹矩阵，形式如下。

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 1 \\ 3 & 4 & 5 & 6 & 1 & 2 \end{bmatrix} \rightarrow X = \begin{bmatrix} & & & 1 & & \\ & & & 1 & 2 & \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & * \\ 3 & 4 & 5 & 6 & * & * \end{bmatrix}$$

新的轨迹矩阵定义，“包裹”了轨迹矩阵 X 中的时间序列，增强了其振荡内容，保证了每次迭代时降低残差能量。

(2)自适应确定嵌入维数 M 。对特定序列的嵌入尺寸的选择和重构主成分的选择都是完全数据驱动的。

a. 在计算第 j 次迭代时，残余分量为

$$\begin{cases} v(n) = x(n) - \sum_{i=1}^{j-1} v_i(n) \\ v_0(n) = x(n) \end{cases} \quad (3-2)$$

其中： $j \geq 2$ ， $v_j(n)$ 为第 j 次迭代残差分量。

b.如果归一化频率 $f_{\max}/F_s$ （为采样频率）在首次迭代中小于给定的阈值（设置为0.001），则假设有相当大的趋势来表征残差， $M=N/3$ ，当 $j>1$ 时， $M = 1.2 \times F_s / f_{\max}$ 。

(3)构建第 j 个分量序列。在第一次迭代中，如果发现存在相当大的趋势项，在满足 $X_1 = \delta_1 u_1 v_1^T$ 时，只使用第一个左右特征向量通过对角平均化获得 $g^{(1)}(n)$ ；当 $j>1$ 时，为了描述特定物理意义的时间序列，引入 $g^{(j)}(n)$ 分量，他的频率应当集中在频带 $[f_{\max} - \Delta f, f_{\max} + \Delta f]$ 上， Δf 为残余分量剩余功率谱密度主峰带宽的一半。挑选出主峰能量贡献最大组和左特征向量中所有突出显示主导频率的特征组，创建子集 $I_j(I_j = \{i_1, \dots, i_p\})$ 通过对角平均化 $X_{ij} = X_{i1} + X_{i2} + \dots + X_{ip}$ 重构序列。为了实现 Δf 的估计，提出了采用高斯函数构建模型拟合PSD轮廓，如下：

$$\gamma(f, \theta) = \sum_{i=1}^3 A_i e^{-\frac{(f-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (3-3)$$

其中： A_i 表示第 i 个高斯函数的幅值， μ_i 为其位置， σ_i 为其带宽。

假设在每一次迭代中SSD都会提取描述残差序列中大部分能量振荡，而且SSD分

解的第二次迭代是在检索到 $g_{[1]}^{(j)}(n)$ (当 $j=1$, 在没有检测到相当大的趋势的情况下执行第二次运行) 时进行的, 这使得通过改进第一次运行的结果, 实现对 $g^{(j)}(n)$ 更好的估计。为了保证收敛性, 第二次迭代计算应满足: $\sum_{i=1}^n [g_{[2]}^{(j)}(i)(v_{[2]}^{(j)}(i) - g_{[2]}^{(j)}(i))] > 0$ 确保使生成的残余分量 $v^{(j+1)}(n)$ 的能量小于 $v^{(j)}(n)$ 。最后, 利用尺度因子 $\hat{a}$, 约束残余分量 $v^{(j)}(n)$ 与 $g^{(j)}(n)$ 的差值, 如式:

$$\hat{a} = \min \|v^{(j)}(n) - a\tilde{g}^{(j)}(n)\|_2^2 \quad (3-4)$$

其中: $a = (g^T v) / (g^T g)$, $\tilde{g}^{(j)}(n) = a g^{(j)}(n)$ 。

(4)终止条件。每次估计出一个新分量序列 $g^{(j)}(n)$ 时, 利用 $v^{(j+1)}(n) = v^{(j)}(n) - g^{(j)}(n)$ 计算新的残差。

计算残差与原始信号的归一化均方误差:

$$NMSE^{(j)} = \frac{\sum_{i=1}^N (v^{(j+1)}(i))^2}{\sum_{i=1}^N (x(i))^2} \quad (3-5)$$

当 NMSE 小于给定的阈值(默认<1%)时, 分解过程停止。最终分解给出:

$$x(n) = \sum_{k=1}^m \tilde{g}^{(k)}(n) + v^{(m+1)}(n) \quad (3-6)$$

其中: m 是 SSC 分量的数量。

3.1.2 基于瞬时频率均值法优化 SSD

在对周期性瞬时冲击信号的高频部分进行筛选时, 关键在于精准确定分解的最优层级数量以及选取最合适的信号成分。虽然 SSD 在信噪分离方面表现出优异的效果, 但也存在一些缺陷, 其中预设参数的选择可能导致不同的结果, 最优分解层数的选择对分解结果的影响最为严重。SSD 将时间序列数据分解为多个子序列, 然后将其组合重建。但在重建过程中, 可能会存在信息丢失的问题。特别是当数据存在复杂的非线性结构或高频成分时, 重建后的数据可能无法完全恢复原始信号的细节和特征。一个合适的层数可以防止过分解, 尽可能保留有效成分。在实践中, 并没有明确的指导原则来确定这一最佳参数。这需要具备一定的经验和实践来进行调试和选择。

瞬时频率均值是在一段时间内连续信号的瞬时频率的平均值。通过计算信号在一段时间内的瞬时频率均值, 可以获得信号的大致频率范围或频率变化率。瞬时频率均

值提供了一种描述信号频率特性的方法，可以在振动、信号分析和信号合成等领域中具有重要的物理意义。瞬时频率定义如下：

$$f(t) = \left(\frac{1}{2\pi}\right) * d\phi(t) / dt \quad (3-7)$$

则瞬时频率均值如下：

$$f_{avg}(t) = \left(\frac{1}{T}\right) * \int_{t_1}^{t_2} d\phi(t) / dt \quad (3-8)$$

利用瞬时频率均值来确定每个分量信号的频率，可以统计每个分量信号的频率，观察信号频率的分布中心，快速区分不同信号的频率分布。结合 Hilbert 变换，构建瞬时频率均值法求解分量间的频率分布。通过对分解结果评估其频率分布特点，最终确定分解层数，其伪代码如下表 3-1 所示：

表 3-1 瞬时频率均值法分解伪代码

瞬时频率均值法：
输入：时间序列 X ，采样频率 f_s ，最大分解层数 M
输出：均值
$K=1$
循环： $K < M$ ，则
计算 SSD(K)
逐个计算 SSC 的 Hilbert
取包络
计算瞬时频率均值
$K=K+1$
结束循环
依据均值分布规律确定分解层数

瞬态特征频率均值法可以根据频率分布情况，快速区分分量信号之间的频率距离，利用其评价 SSD 分解过程中分量结果，从伪代码中可以看出，迭代过程从 $K=1$ 开始，直至不满足循环条件，循环结束，然后根据瞬时频率均值分布，确定最小最优分解层数 K 值。自适应 SSD 能够将原信号自适应分解为多个 SSC 分量，使得包含故障特征的分量和无关噪声分量分离。

3.2 TET 能量特征提取

3.2.1 TET 原理

故障通常表现为瞬态特征，这些特征在短时间内出现。时频分析是描述具有非平

稳时频特征的瞬态故障的有效工具。线性时频分析技术，主要通过计算信号与具备明确时频特性的基函数间的内积进行操作。然而，这类分析方法在时频域中缺少同时具有紧凑支持的基函数，因此在描述信号的精确时频特性方面表现较为有限。特别是对于状态变化迅速的故障信号而言，这些线性时频分析手段难以精确捕捉其瞬态特性。因此，在处理快速变化的故障信号时，线性时频分析方法的局限性显得尤为突出，需寻求更加高效的信号处理策略以改善结果的准确性。

根据力学理论，建立如图 3-1(a)所示数值故障信号，短时傅里叶变换（Short-Time Fourier Transform, STFT）和小波变换（Wavelet Transform, WT）生成的分析结果如图 3-1(b)和(c)所示。对于 STFT，我们选择高斯函数作为移动窗口，窗口长度为 100 个样本。对于 WT，我们采用 Morlet 函数来处理这种瞬态信号。可以看出，在时间方向上，时频平面中的瞬态分量比原始时序域中的瞬态分量具有更大的扩散。虽然线性时频变换可以获得时变时频信息，但必须牺牲精确定位瞬态事件的能力。

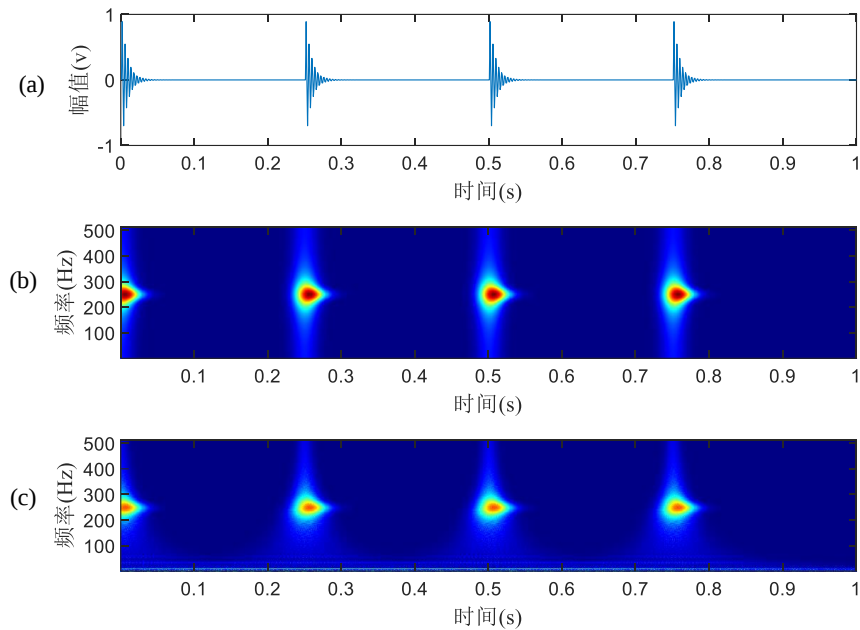


图 3-1 (a) 信号波形 (b) STFT 结果 (c) WT 结果

TET 时频分析方法是基于 STFT 框架的信号瞬态分量提取技术，不需要扩展的参数和先验信息。通常情况下 STFT 可以被表示为：

$$G(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(n-t) \cdot x(n) \cdot e^{-i\omega n} dn \quad (3-9)$$

其中： $g = (n-t)$ 为窗函数， $x(n)$ 为信号。

狄拉克函数 δ ，也称为冲激函数，是一种广义函数或分布，常被应用于表征理想化的点状物理量分布。该函数在 origin 处的值为无限大，而在其他地方均为零，且其在定义域内的积分总和为 1。其特性使之能在整个时间域内仅在一个点处发生作用，因此它是提取瞬态信号的理想工具。表示为：

$$x_\delta(t) = A \cdot \delta(t - t_0) \quad (3-10)$$

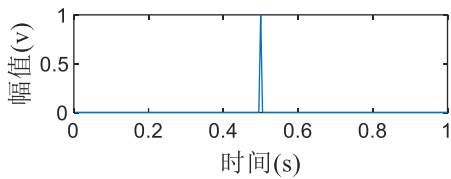
其中：A 为振幅，是一个恒定值； $\delta(t - t_0)$ 表示狄拉克函数的定位值。

对公式(3-10)做傅里叶变换得：

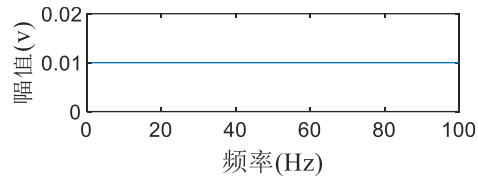
$$x_\delta(\omega) = A \cdot e^{-i\omega t_0} \quad (3-11)$$

本文中，以 200 Hz 和 $A=1$ ， $t_0 = 0.5s$ 为例，用于更直观地说明推导过程。狄拉克信号的时间波形和频谱如图 3-2 (a) 和 (b) 所示。狄拉克信号在时间波形上表现为在特定时刻的尖峰信号，而其频谱呈现出全频域的特性。狄拉克信号理想的时频特征应当体现在其在时间上的精确定位和频率上的广泛分布。然而，当使用 STFT 方法处理狄拉克信号时，其结果如图 3-2 (c) 所展示的那样，狄拉克信号在时频平面上的能量分布表现出显著的膨胀现象。这种现象源于海森堡不确定性原理的约束，导致即使对于简单的狄拉克信号，STFT 也无法实现理想的时频描述。为了更具体地探索 STFT 结果的时频能量分布，将式(3-10)带入式(3-9)，可得：

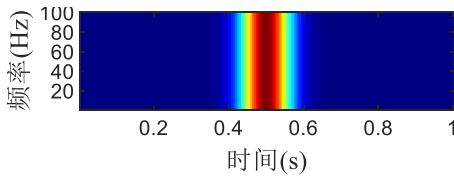
$$\begin{aligned} G(t, \omega) &= \int_{-\infty}^{+\infty} g(n-t) \cdot A \cdot \delta(n-t_0) \cdot e^{-i\omega n} dn \\ &= A \cdot g(t_0 - t) \cdot e^{-i\omega t_0} \end{aligned} \quad (3-12)$$



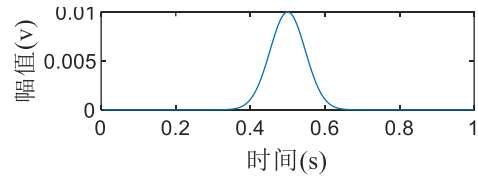
(a) $t_0 = 0.5$ s 的狄拉克函数信号



(b) 频谱



(c) STFT 频谱图



(d) $\omega_0 = 50$ Hz 处的频谱图切片

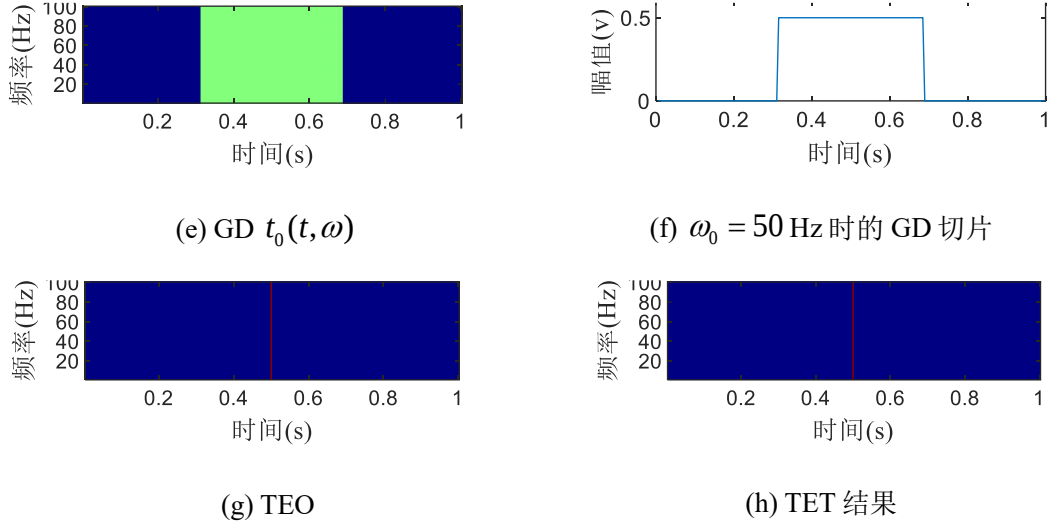


图 3-2 推导过程说明图

STFT 的构成基于一系列具有均匀群延迟 (GD) 的函数, 每个函数的 GD 均等于时间变量 t_0 。在这种框架下, 对于频率变量的精细导数计算成为关键, 它能够准确地确定 GDs, 即:

$$\begin{aligned}
 \partial_{\omega} G(t, \omega) &= \partial_{\omega} (A \cdot g(t_0 - t) \cdot e^{-i\omega t_0}) \\
 &= -it_0 A \cdot g(t_0 - t) \cdot e^{-i\omega t_0} \\
 &= -it_0 G(t, \omega)
 \end{aligned} \tag{3-13}$$

对上式变换得到:

$$t_0(t, \omega) = \frac{i \partial_{\omega} G(t, \omega)}{G(t, \omega)} \tag{3-14}$$

为了更加深入地阐述, 参照图 3-2 (e)、图 3-2 (f), 理想情况下, 对于时频分析方法, 信号的能量应该集中在 t_0 的瞬间, 而不是在一个时间范围内发散。

为了克服能量扩散现象, 仅保留 t_0 时刻的信号能量, 本研究引入了一种后处理方法, 称为瞬态提取算子 (Transient Extraction Operator, TEO), 表示如下:

$$TEO(t, \omega) = \delta(t - t_0(t, \omega)) \tag{3-15}$$

这认为

$$t_0(t, \omega) = \begin{cases} t_0, & t \in [t_0 - \Delta, t_0 + \Delta], \omega \in R^+ \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{3-16}$$

然后, 我们可以获得

$$\delta(t-t_0(t, \omega)) = \delta(t-t_0) \quad (3-17)$$

等式 (3-14) 意味着 TEO 是一种二维二值化表示, 仅在时间 t_0 时 (见图 3-2(g)) 值为 1, 因此可用于提取 $G(t, \omega)$ 在该时间点的时频系数。考虑到 (3-12) 具有瞬态提取行为, 会使 STTF 结果更加稀疏, 采用 TEO 的新时频分析方法被称为瞬态提取变换 (TET), 其公式为

$$Te(t, \omega) = G(t, \omega) \cdot TEO(t, \omega) \quad (3-18)$$

鉴于瞬态提取算子在时间方向上执行重新分配并具备重构能力, 故可以依据 STFT 的重构原理, 推导出 TET 的相应重构公式为:

$$x(t) = (2\pi g(0))^{-1} \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} Te(t, \omega) \cdot e^{i\omega t} d\omega \quad (3-19)$$

狄拉克信号的 TET 结果如图 3-2(h) 所示。从图中可以观察到, 污损的时频能量消失了, 保留的时频系数与狄拉克函数信号具有相同的理想时间位置。图 3-1(a) 中的数值信号采用 TET 方法进行处理。如图 3-3 所示, 展示了时频分析的结果及其放大视图。通过观察得出, 采用 TET 后的时频表示显著提高了能量集中度, 并精确突显了瞬态特征。理论分析与数值验证均表明, 相较于传统的 STFT, TET 在处理瞬态信号方面展现出了更优的性能。

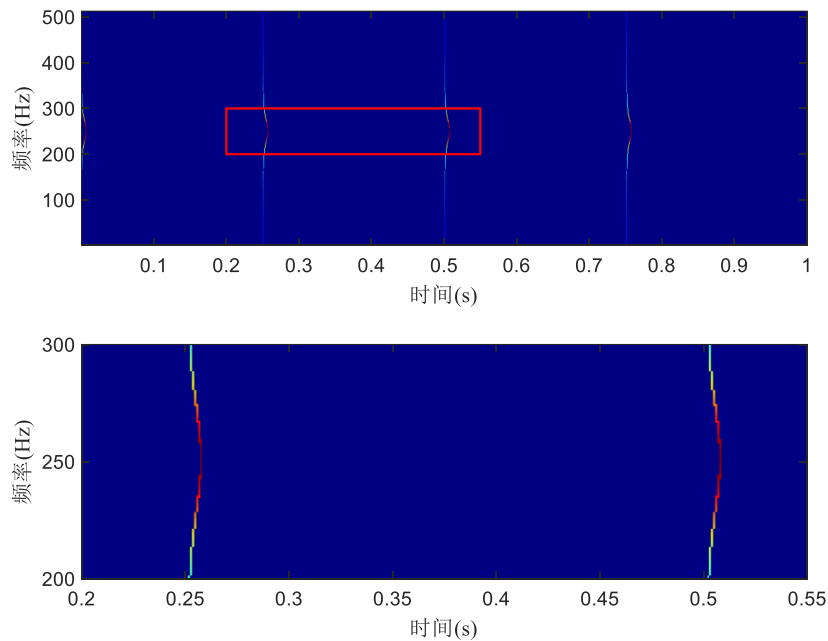


图 3-3 数字信号的 TET 表示法和缩放

3.2.2 TET 方法评价指标与数值验证

为了客观地评价所产生的时频表示的有效性，并对比不同技术提取的瞬态特征，引入了两个量化指标：雷尼熵和峰度。信息熵作为一种衡量信息分散程度的工具，雷尼熵被选用以评定时频表示中能量分布的集中度。雷尼熵的较低值表明时频表示中能量分布的集中度更高，从而反映了所采用方法在提取信号瞬态特征上的效果。时频表示形式的阶数 α 的雷尼熵定义为

$$R^\alpha = \frac{1}{1-\alpha} \log_2 \frac{\iint TFR(t, \omega)^\alpha dt d\omega}{\iint TFR(t, \omega) dt d\omega} \quad (3-20)$$

在时频分析过程中，通常将雷尼熵的阶数设置为一个特定值，以评估时频表示的集中程度。低雷尼熵指示出时频分析方法能够产生较为集中的时频表示，进而更精准地刻画时变的时频特性。为了进一步验证这一点，本研究在图 3-1 所示的数字信号中加入了信噪比范围在 1 至 30 dB 的高斯白噪声，并应用了多种时频分析方法（包括 STFT、WT、SST 和 TET）来处理这些含噪声信号。图 3-4 展示了不同时频分析方法生成的时频表示的雷尼熵的计算结果。

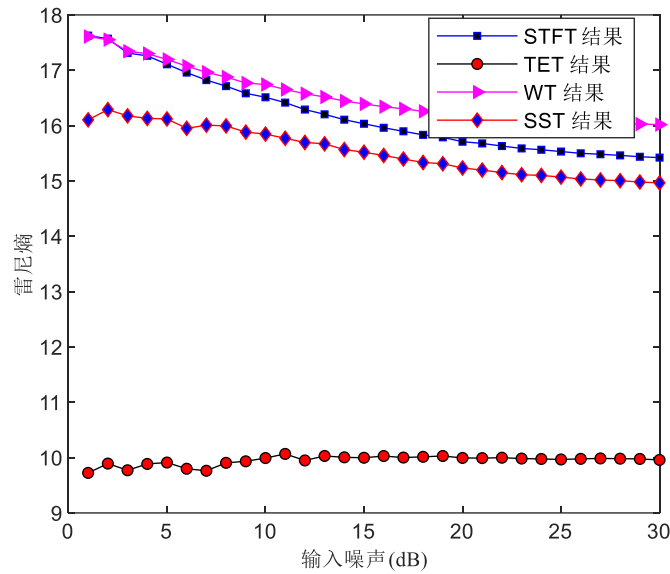


图 3-4 信噪比为 1-30 dB 下不同 TFA 方法的雷尼熵

对于信噪比为 3 dB 的噪声信号，其时频表示如图 3-5 所展示。从图中可见，由于海森堡不确定性原理的限制，STFT 和 WT 均未能提供集中的时频表示。同步挤压变换（Synchro Squeezing Transform, SST）虽然旨在增强弱调制频率信号的时频能量浓缩，但在处理如本数值信号这类强调制振幅的信号时，如图 3-5(d)所示，SST 并未展现出期

望的能量集中效果。然而，在图 3-5(b)中，使用 TET 处理的结果展示出较其他时频分析方法更为稀疏的特征，突显了 TET 在时频分析中的优势。

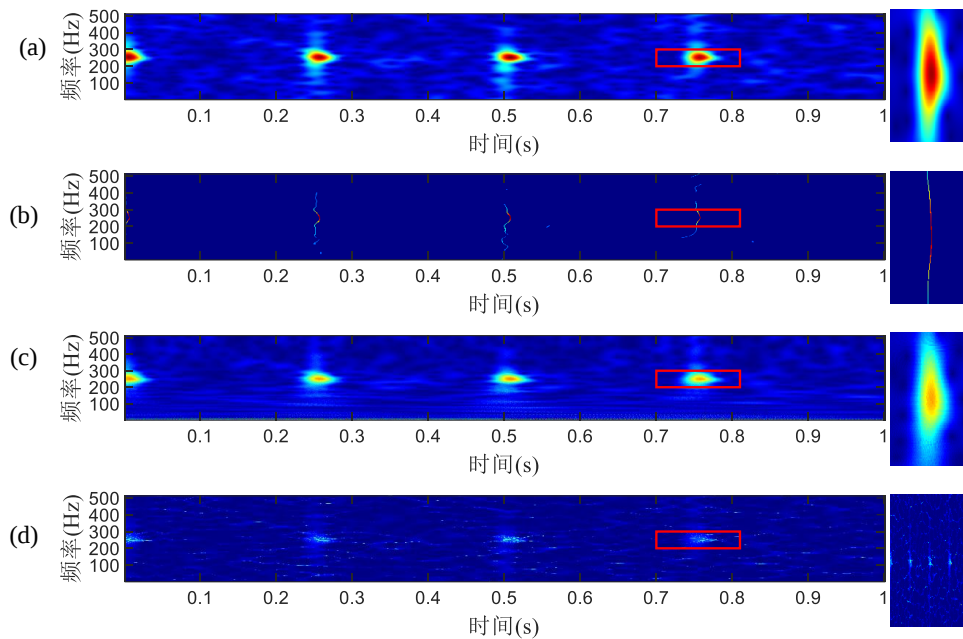


图 3-5 (a) STFT 结果 (b) TET 结果 (c) WT 结果 (d) SST 结果

峰度是峰值的度量，因此被认为是反映故障信号瞬态特征的灵敏指标。在这里，峰度被用来评估分析结果。时频分析方法重建结果的峰度越大，说明特定方法提取瞬态成分的能力越强。

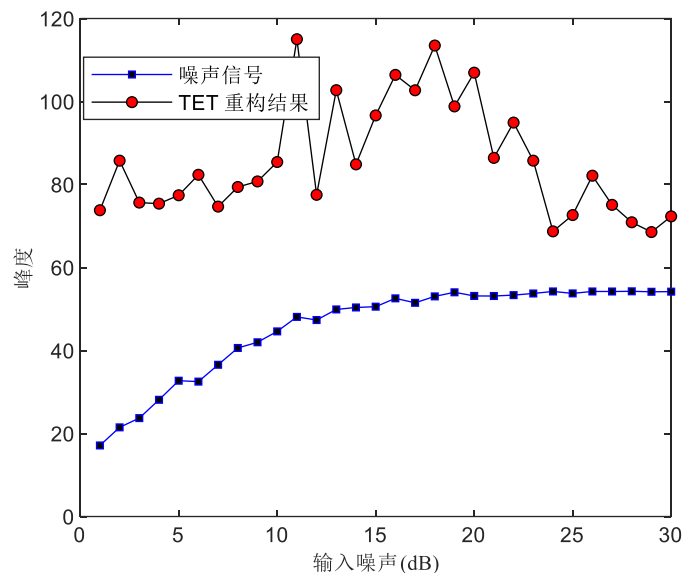


图 3-6 信噪比为 1-30 dB 下 TET 重建结果的峰度与原始噪声信号比较图

由于 TET 可以重建瞬态成分，因此计算了原始信号和 TET 恢复的信号的峰度，如图 3-6 所示。可以看出，随着添加噪声的增加，原始信号的峰度减小，这意味着噪声会

破坏信号的瞬态特征。在每个噪声电平下，TET 结果的峰度都比较大，这说明与原始信号相比，TET 能有效地提取瞬态成分。

3.3 自适应 SSD-TET 模型性能测试

模型通过 SSD 分解实现信号的信噪分离，获得的 SSC 分量通常信号和噪声分布于不同的 SSC 函数中。峭度作为一种评估概率密度分布尖锐程度的统计量，被广泛应用于对轴承振动信号进行时域分析。作为一个无量纲参数，峭度对于轴承缺陷的存在具有较高的灵敏度，同时它受到轴承模型参数、转速、负载和温度等因素的影响较小。在使用最大峭度准则对分量的统计特性进行评估时，该方法能有效地筛选出适合的奇异谱分量（Singular Spectrum Component, SSC），进而实现 SSD 的有效重构。利用 TET 算法的瞬态敏感性，对重构信号进行时频分析，得到其时频谱，由此判断故障的类型。流程图如图 3-7 所示。

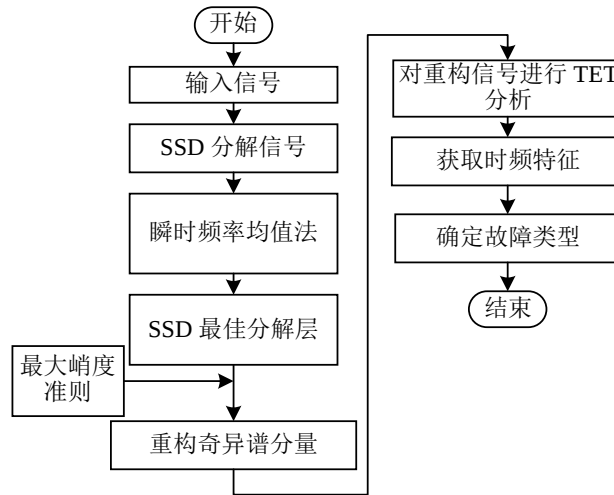


图 3-7 自适应 SSD-TET 流程图

为验证所提算法效果，构造一组周期性冲击数值仿真信号，证明所提算法的有效性。根据滚动轴承故障信号具有周期性的特点，对其内圈点蚀故障进行模拟，具体模型如下：

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum_i A_i h(t - iT - \tau_i) + n(t) \\ A_i = A_0 \cos(2\pi f_r t + \phi) + 1 \\ h(t) = \exp(-Ct) \cos(2\pi f_n t + \phi) \\ f_i = 1/T \end{cases} \quad (3-21)$$

其中： $x(t)$ 为仿真信号， $s(t)$ 为冲击成分， $n(t)$ 为高斯噪声成分， τ_i 表示为第 i 轮冲击的波动系数， A_0 为冲击幅值系数， C 为衰减系数， f_n 、 f_i 和 f_r 分别为共振频率、内圈故障频率和转动频率， T 为冲击发生时刻。

为了得到内圈点蚀故障特征频率为 90 Hz 的点蚀仿真信号，令 $C = 700$ ，采样频率 f_s 设置为 16 kHz， A_0 为 0.5，得到图 3-8 (a) 仿真信号时域图。图中冲击十分明显，不符合早期高背景噪声下轴承点蚀的振动信号特点，对信号添加 -15 dB 的高斯白噪声，得到含噪信号如图 3-8(b)。

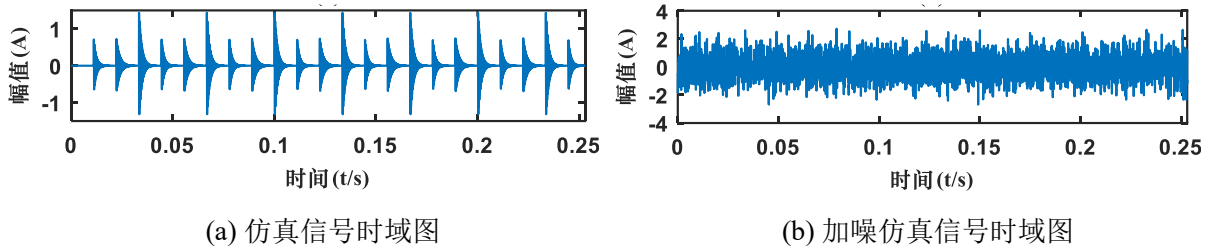


图 3-8 仿真信号

利用 STFT 得到信号的时频谱如图 3-9。对比图 3-8 可以看到冲击成分已经完全淹没在噪声中，观察图 3-9 也没有发现明显的冲击特点，无法确定冲击时刻，精确计算冲击频率，对故障的诊断干扰较大。

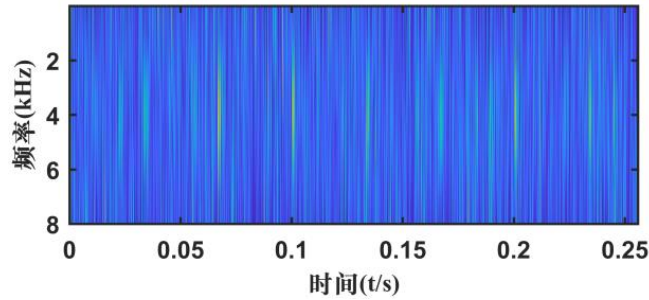


图 3-9 STFT 时频图

利用本文所提方法，对信号时频分析。首先利用自适应 SSD 确定分解最大分解层数，图 3-10 中，当 $K \geq 4$ 时存在两个 SSC 瞬时频率均值相近即红线标出区域，可以认为最大分解层数设置过大，出现了过分解。因此确定 $K=3$ ，分解得到 3 个 SSC 分量如图 3-11 所示。然后对得到的 3 个 SSC 分量信号进行重构，并通过最大峭度准则筛选重构信号，将峭度最大的信号进行 TET 变换，最终得到了信号的自适应 SSD-TET 时频图，如图 3-12(d)。从中可以看出，能够清楚的找到特征频率 90 Hz 对应的时间 $T_i=0.011$ m s

及其倍频 $2T_i=0.022\text{ m s}$ ，可以准确的确定周期性冲击的故障频率，进而判断故障类型。

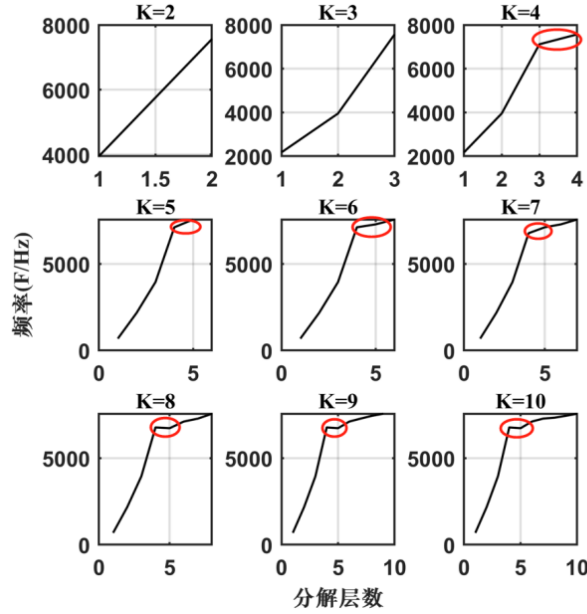


图 3-10 瞬时频率均值法

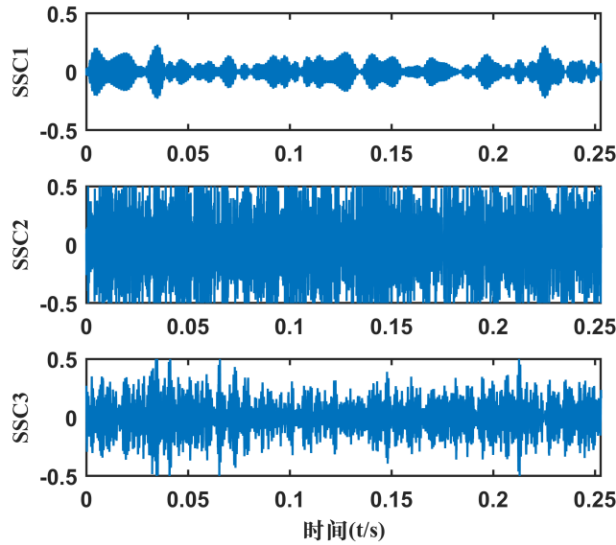


图 3-11 自适应 SSD 分解结果

为了验证所提自适应 SSD-TET 方法的优越性，分别进行 EMD-TET、VMD-TET 以及传统 SSD-TET 仿真实验对比验证。

从图 3-12(a)(b)可以看出，EMD 和 VMD 与 TET 算法结合的效果不明显，不能得到故障的时频信息，不能抑制噪声的干扰，而图 3-12(c)中传统的 SSD-TET 方法很难准确确定冲击周期，噪声干扰较大。仿真信号只有经过自适应 SSD-TET 得到的时频图表现出了算法的高分辨率和高抗干扰性能。从图 3-12(d)可以看出，能量集中在冲击发生时

刻，泄露较少，因此使得冲击频率的计算更加精确，具有较高的时间分辨率。对比图 3-9，TET 时频图并未因为高背景噪声产生过多噪点，噪声得到了抑制，具有较强的抗干扰能力。

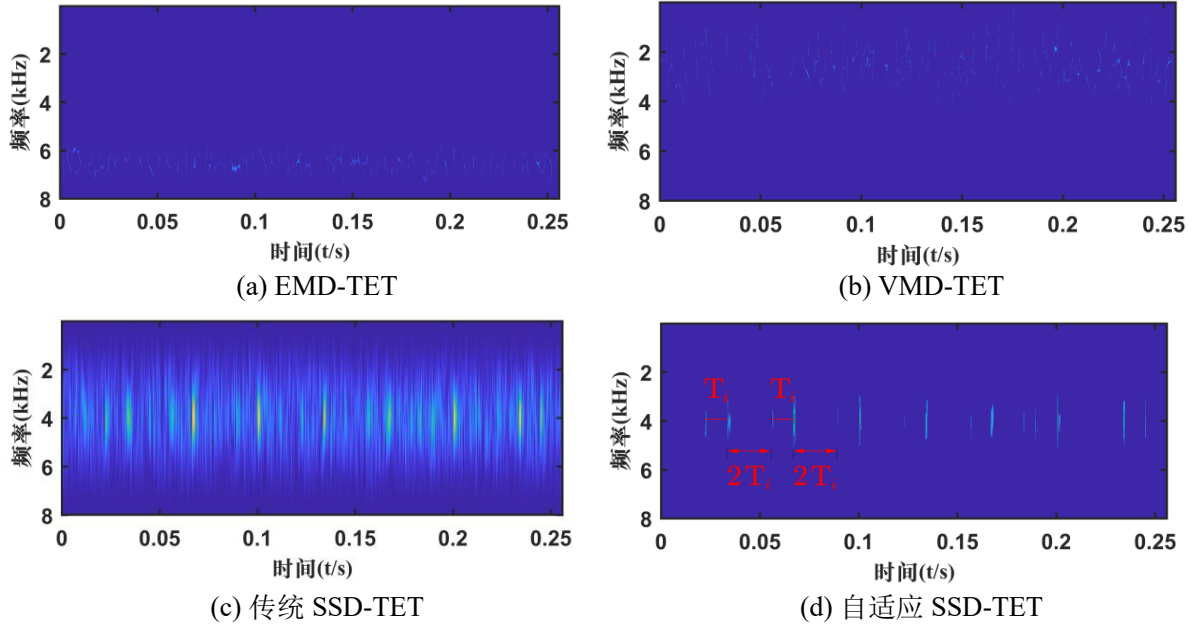


图 3-12 仿真实验对比结果

经过对仿真信号的分析表明，所提方法在处理滚动轴承早期故障时，能够提取到微弱的故障冲击信息，在保留信号时频特征的同时，提高了故障诊断率。即使在较强的噪声背景下，也能够从信号中提取出有效特征频率。证明了所提 SSD-TET 算法的鲁棒性强，分辨率高，不易受高背景噪声的影响。

3.4 RV 减速器故障诊断实验验证

通过对 RV 减速器的扭矩、转速和功率参数的监测，观察到了显著的异常数据，如图 3-13 所示。这些异常指标暗示着减速器可能发生了故障。

为了消除试验结果中的随机性，本研究重复进行了多轮数据采集。同时，选取了故障发生前后的效率数据进行详细比对，结果如图 3-14 所展示。对比分析发现，在故障发生之前，减速器的效率数据显示出一定的周期性波动。然而，在故障发生后，这种周期性显著降低，效率波动失去了规律性。这种效率的变化趋势为 RV 减速器故障诊断提供了重要依据，显示了在机械系统故障诊断中数据对比分析的重要性和有效性。

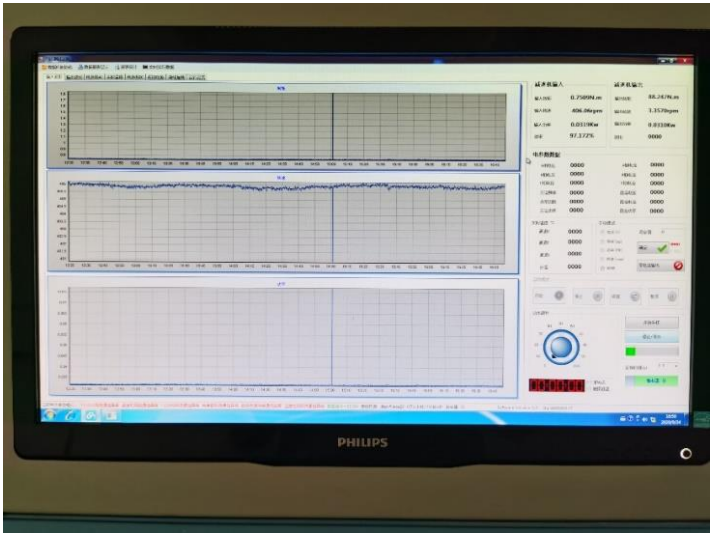


图 3-13 RV 减速机故障图

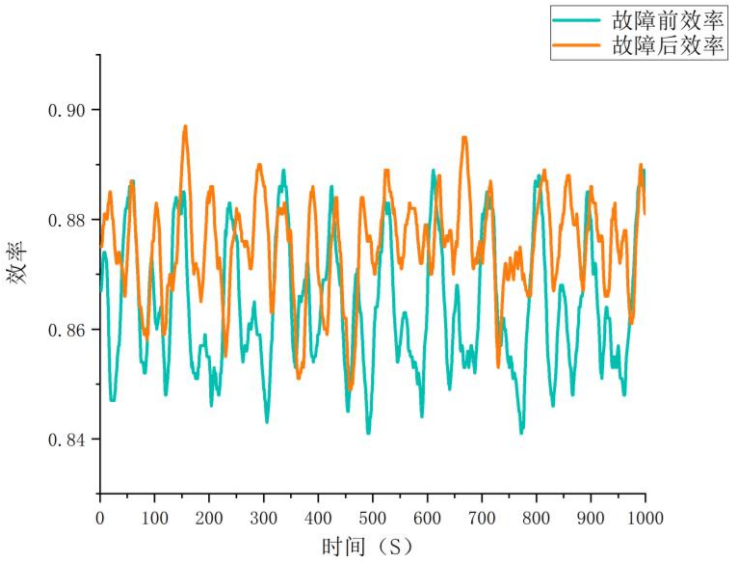


图 3-14 故障前后对比图

拆解 RV 减速机后，发现曲柄轴磨损，如图 3-15 所示。

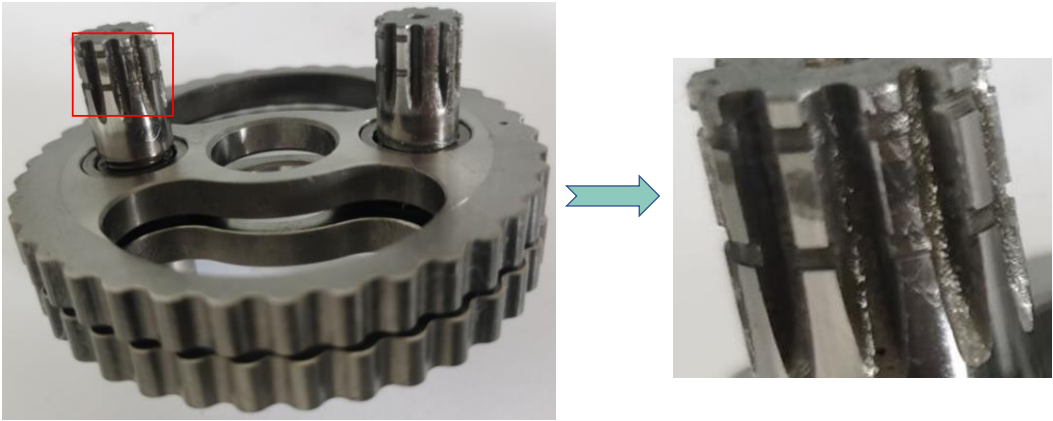


图 3-15 曲柄轴磨损

曲柄轴的磨损往往是 RV 减速器早期故障的预兆，这种磨损通常源于润滑油的缺乏或清洁度不足。然而，由于早期故障的信号通常较为微弱，使得这些初期问题在不引起足够注意的情况下难以被及时识别和处理，从而影响整个减速器的稳定性和长期可靠性。因此，监测和维护曲柄轴的状态，特别是在极端或重负荷工作条件下，对于保障 RV 减速器的整体性能至关重要。

采用本章所提自适应模型，根据瞬时频率均值法选取奇异谱分解算法的最优分解层数，由得到的最优分解层数将原始信号分解为若干奇异谱分量，然后根据最大峭度准则重构奇异谱分量，对重构分量进行瞬态特征提取，获取能量集中的故障信息时频图，所得结果如图 3-16 所示。

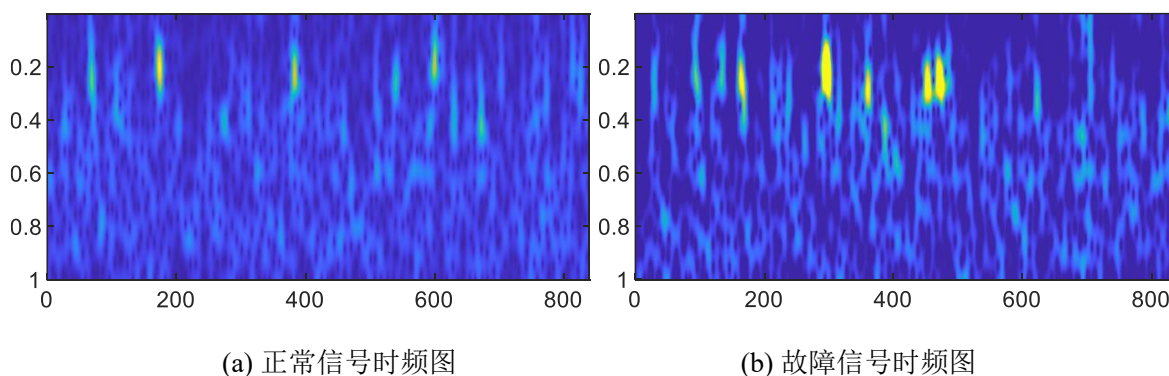


图 3-16 RV 减速器故障时频图

为了更清晰查看 SSD 算法效果，对重构分量做 Hilbert 包络谱分析如图 3-17，从图中可以明显看到故障特征频率以及其多倍频。

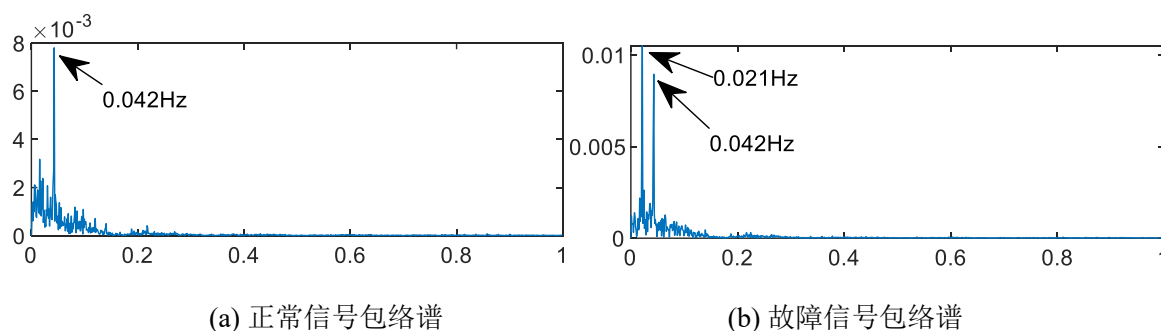


图 3-17 瞬态分量包络谱

从图中可以看出，在 RV 减速器故障时频图中，故障数据和正常数据，存在明显差异，正常信号可以看出明显的有规律间隔，而故障信号没有规律。在包络谱中，其频率特征较为明显，曲柄轴转频均较为明显，在故障信号中可以看到信号幅值扩大了 10

倍，提取出了半频信号，由于是曲柄轴磨损，故障特征不明显，但故障冲击时刻和故障特征均被成功提取了出来。

3.5 本章小结

本章建立了一种基于自适应 SSD 与 TET 的故障诊断模型，用于精确识别 RV 减速器的曲柄轴故障。首先采用瞬时频率均值法改进奇异谱分解算法实现自适应选取最优分解层数，然后利用最大峭度准则衡量分量的统计特性进行筛选，实现 SSD 的重构。利用 TET 算法的瞬态敏感性，对重构信号进行时频分析，得到其时频谱，由此判断故障的类型。为了验证所提算法效果，构造了一组周期性冲击数值仿真信号，分别与 EMD-TET、VMD-TET 以及传统 SSD-TET 进行对比分析，时频图显示主流时频分析方法效果不明显，很难准确确定冲击周期，噪声干扰较大，只有经过自适应 SSD-TET 得到的时频图能量集中在冲击发生时刻，泄露较少。RV 减速器实测的正常数据和故障数据代入构建的自适应模型，结果显示，在包络谱中故障信号中信号幅值增大，半频信号出现，故障冲击时刻和故障特征均被成功提取了出来。

第4章 基于特征匹配预处理器的 RV 减速器小样本剩余寿命预测

随着工业化进程的加速，工业机器人的健康状态及其预测精度成为重要关注点。企业面临的挑战在于如何准确分析机器人的健康状况，因为一旦出现误判，不仅可能引起巨大的经济损失，更有可能危及到工作人员的安全。在这样的背景下，及时而准确地评估机器人设备的健康状况，并预测其剩余使用寿命，已成为许多学者和工业界研究的重点。这不仅涉及到技术上的挑战，如高效的数据分析和模型构建，还涉及到对工业过程中机器人行为的深入理解，以确保设备运行的最大效率和安全性。

RV 减速器的全寿命周期试验数据通常难以测量，而通过可靠性试验获取寿命信息的成本高且周期长。这导致基于大数据理论的剩余寿命预测方法在应用中面临一定困难。寿命试验数据通常存在数据量少、样本结构不平衡、数据集信息覆盖率低等小样本性问题。因此，在进行剩余寿命预测时，只有充分挖掘这些小样本数据的潜在价值，才能得出更准确、可信度更高的剩余寿命预测结果。因此有必要建立基于小样本自适应的 RV 减速器剩余寿命预测模型，为 RV 减速器小样本剩余寿命预测提供一种可行方法。

4.1 循环神经网络原理

4.1.1 RNN 网络与 LSTM 网络原理

作为一种新型的前馈神经网络，循环神经网络（Recurrent Neural Networks, RNN）最早出现在 1990 年^[70]，与传统的前馈神经网络（如卷积神经网络）相比，RNN 的显著特点在于其内部的循环反馈结构。如图 4-1 所示。

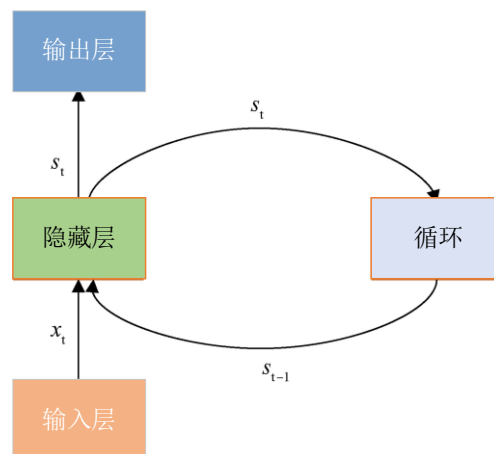


图 4-1 RNN 网络结构图

在这种架构中，隐藏层扮演关键角色，其内部包含至少一个循环单元，使得网络能够处理和记忆序列信息，这一特性使 RNN 在处理时序数据和序列预测问题中表现出独特的优势。展开 RNN 网络得到如图 4-2 所示：

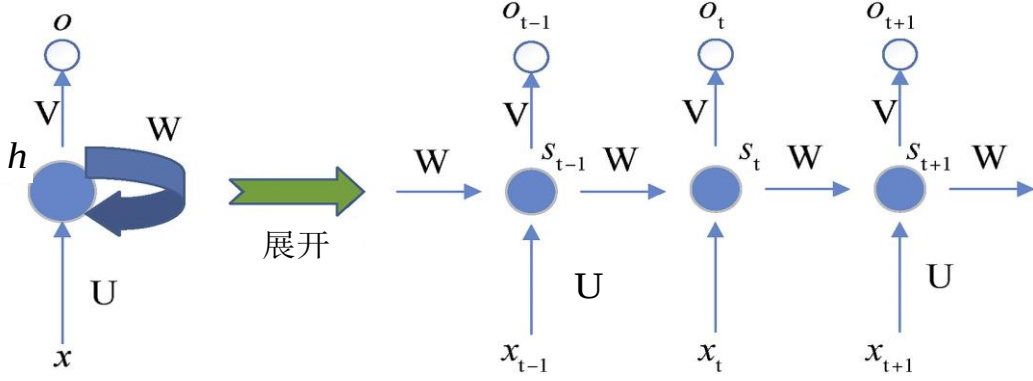


图 4-2 RNN 网络展开图

在图 4-2 所示的 RNN 结构中，各层间的权重矩阵起到了关键作用。根据图 4-2 的配置，在任一时刻 t ，隐藏层的状态可由公式(4-1)描述：

$$h_t = f(Ux_t + Ws_{t-1}) \quad (4-1)$$

在此公式中， $f(x)$ 指代隐藏层使用的非线性激活函数，常用的是 $\tanh$ 函数。RNN 的这种循环结构使得网络能够储存并处理时间序列数据中的历史信息，从而赋予网络一定的记忆能力。然而，公式(4-1)暗示了一个潜在问题：随着时间步长 t 的增加，隐藏层的状态会受到越来越多的历史信息影响，这可能导致长期依赖问题，即在反向传播过程中可能发生梯度消失或梯度爆炸。这一特性限制了 RNN 处理长时间序列数据的能力，成为 RNN 模型优化和改进的关键点。

为了解决 RNN 中存在的长期依赖问题，Hochreiter 等研究者在 1997 年创新性地提出了长短时记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）^[71]。LSTM 通过三个门控制单元使得网络能够有效地选择保留或丢弃特定的历史信息。除此之外，LSTM 还设有特殊的记忆单元，用于储存和更新随时间变化的信息，从而解决了传统 RNN 在处理长时间序列数据时的的问题。LSTM 网络的详细架构可见图 4-3，其中各个组成部分的相互作用确保了网络在处理长序列数据时的稳定性和有效性，同时也提升了模型对时间序列数据特征的捕捉能力。

在 LSTM 网络中，遗忘门的功能是确定哪些信息应从记忆单元中删除。遗忘门的表达式如下：

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4-2)$$

式中， f_t 表示遗忘门的输出， $\sigma(x)$ 是 sigmoid 激活函数， h_{t-1} 表示前一时刻的隐藏层输出， x_t 是当前时刻的输入， W_f 是遗忘门的权重矩阵， b_f 是偏置向量。

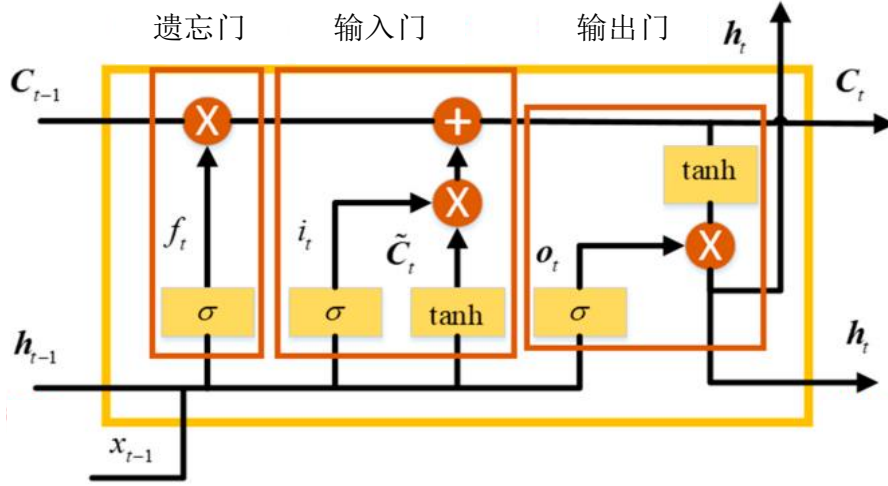


图 4-3 LSTM 网络架构图

输入门的作用是选择当前输入数据中哪些信息是重要的，应该添加到记忆单元中。输入门的公式如下：

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \end{aligned} \quad (4-3)$$

这里， i_t 表示输入门的输出， W_i 和 b_i 分别是输入门的权重矩阵和偏置向量。 $\tilde{C}_t$ 代表候选记忆单元状态， W_c 和 b_c 是记忆单元的权重和偏置。

最后，输出门决定了从记忆单元中哪些信息可以影响输出，输出门的表达式为：

$$\begin{aligned} o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t &= o_t \times \tanh(C_t) \end{aligned} \quad (4-4)$$

其中， o_t 为输出门的输出， W_o 和 b_o 为输出门的权重何偏置，而 h_t 是当前时刻的隐藏层输出。

4.1.2 GRU 网络原理

LSTM 网络通过三个门机制有效地克服了传统 RNN 面临的长期依赖问题，减轻了梯度消失或爆炸的风险。然而，LSTM 每个门单元均包含大量参数，导致网络参数数量显著增加，网络结构变得复杂。这不仅增加了 LSTM 网络参数优化的难度，也提高了

计算成本。此外，在处理较小规模数据集时，过多的网络参数可能导致过拟合问题。为解决这一问题，Cho 等人提出了 GRU 模型^[72]。与 LSTM 相比，GRU 网络简化了结构，取消了输出门和记忆单元，只保留了重置门和更新门。这种设计减少了网络参数，降低了网络复杂度，并提升了计算效率。GRU 模型的结构如图 4-4 所示，其简化的设计使其在特定应用中比 LSTM 更为高效。

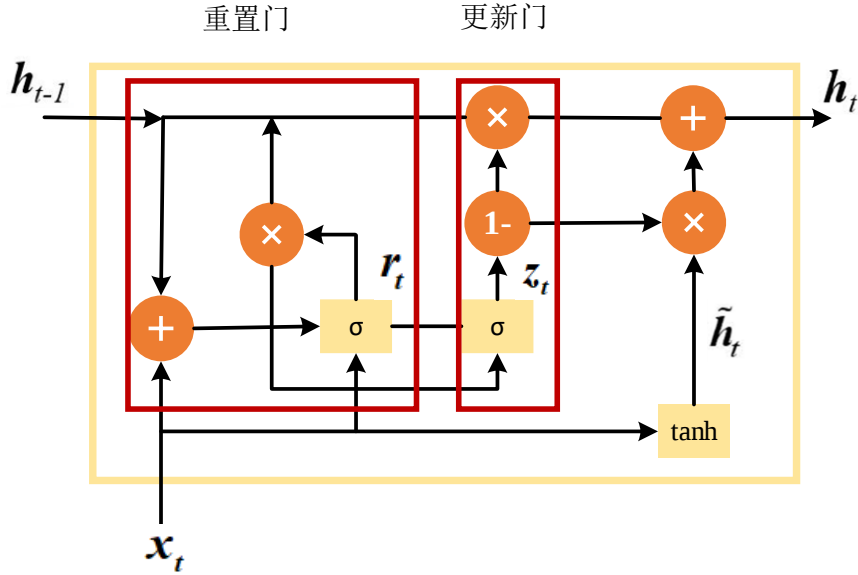


图 4-4 GRU 结构图

GRU 模型中的重置门负责调节先前时刻历史信息在当前状态中的影响比例，其作用是确定保留多少过往信息。重置门的值较大时，意味着保留的历史信息较多，这有助于模型在处理时序数据时更好地捕捉到时间依赖性。该重置门的数学表达式可以定义如下：

$$r_t = \sigma(W_r[h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (4-5)$$

其中， r_t 代表重置门， W_r 表示重置门的权重矩阵， b_r 表示重置门的权重偏置向量， h_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻的输出， t 时刻的历史信息输入。

在 GRU 模型中，更新门的作用是确定当前输入信息在当前时刻状态的影响比例。更新门的值较大时，意味着当前输入信息对当前状态的影响程度更高。这种机制允许模型在处理序列数据时灵活地平衡历史信息与新输入信息的重要性。更新门的数学表达式可以表示如下：

$$z = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (4-6)$$

式中， z 代表重置门， W_z 和 b_z 是重置门的权重矩阵和偏置向量， h_{t-1} 是前一时刻的输出， x_t 是当前时刻的输入。基于重置门的计算结果，GRU 的最终输出 h_t ，可以由当前时刻的输入以及历史信息共同决定。这一过程的数学表达式可以概述如下：

$$h_t = \tanh(W_h \cdot [r_t \odot h_{t-1}, x_t] + b_h) \quad (4-7)$$

其中， h_t 表示时刻 t 的候选状态， x_t 是当前时刻的输入， W_h 和 b_h 分别为该状态的权重矩阵和偏置向量， r_t 是重置门的输出， $\odot$ 表示逐元素乘法。通过此公式，可以有效地将历史信息与当前输入相结合，生成当前时刻的候选状态。

4.2 基于特征匹配预处理器-GRU 的小样本自适应剩余寿命预测模型

4.2.1 模型总体框架

在执行 RV 减速器的疲劳性试验过程中，观察到的现象是，仅有部分系统组件在规定的测试周期内表现出故障迹象，而其余组件继续保持正常运行状态。因此，所获得的试验数据呈现出双重特性：一方面，它包括那些出现故障的系统组件的故障时间记录；另一方面，它亦包含那些未表现出故障迹象的系统组件的性能退化数据。虽然单纯依赖故障时间数据能够提供一个关于系统整体寿命的大致分布，但若结合利用性能退化数据，将能够大幅提高剩余寿命预测的精度与可靠性。

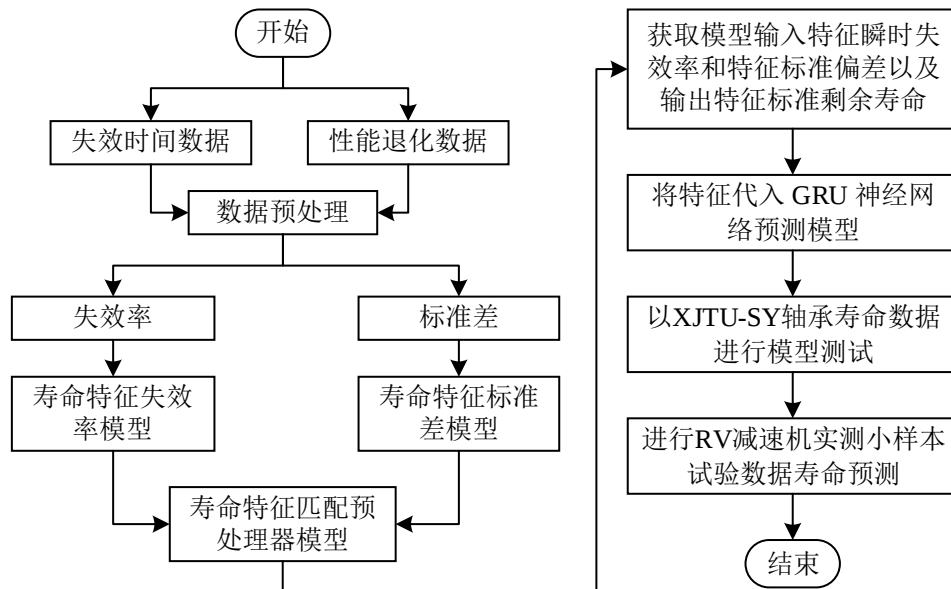


图 4-5 模型总体框架

因此，针对 RV 减速器在多时间尺度和多故障状态下导致小样本剩余寿命预测精度

较低的问题，建议结合故障时间数据和性能退化数据，并以失效率和寿命特征标准偏差作为剩余寿命预测指标，直观地反映零部件或系统在某一时刻可能发生故障的概率。

针对目前小样本 RV 减速器剩余寿命预测中参数的自适应需求，提出了建立寿命特征匹配预处理器模型的方法。该方法能够实现实时预测，避免长周期试验和大样本需求的限制，更适用于小样本数据的情况。在这一基础上，采用 GRU 神经网络构建了自适应剩余寿命预测模型。整体框架如图 4-5 所示。

4.2.2 寿命特征失效率模型

失效率是衡量 RV 减速器寿命的关键指标之一，它有效地揭示了零部件或整个系统在特定时刻出现故障的可能性。该指标在产品的可靠性分析、寿命评估、风险评估以及维修策略的决定等方面起着至关重要的作用。因而，将失效率作为一个评估标准是非常合理的。

在采用时间作为寿命度量指标的情境中，失效率可由下列公式(4-8)定义：它表示了特定时间点 t 之后，产品在随后的单位时间内出现故障的概率。

$$H(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t < T < t + \Delta t / T > t)}{\Delta t} \quad (4-8)$$

式中

$$\begin{aligned} P(t < T \leq t + \Delta t / T > t) &= \frac{P(t < T \leq t + \Delta t)}{P(T > t)} = \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{R(t)} \\ H(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \cdot \frac{1}{R(t)} = \frac{F'(t)}{R(t)} = \frac{f(t)}{R(t)} \end{aligned} \quad (4-9)$$

设想 RV 减速器的寿命遵循威布尔分布，这是一种常用于可靠性工程中的概率分布。具体而言，RV 减速器的寿命可描述为二参数威布尔分布模型^[69]，该模型在相关领域中被广泛接受和应用。该模型的表达式如公式(4-10)所示，它能够以形状参数和比例参数的形式，准确描述 RV 减速器在其使用周期内的失效概率。

$$f(t) = (m/\eta)(t/\eta)^{m-1}e^{-(t/\eta)^m}; t \geq 0 \quad (4-10)$$

在该公式中，符号 m 表示形状参数，而 η 则是特征寿命的表示。

针对此威布尔分布，可以进一步导出产品可靠性的具体表达式，

$$R(t) = 1 - F(t) = e^{-(t/\eta)^m}; t \geq 0 \quad (4-11)$$

式中

$$\begin{aligned}
 F(t) &= \int_{-\infty}^t f(t)dt \\
 &= \int_{-\infty}^t (m/\eta)(t/\eta)^{m-1} e^{-(t/\eta)^m} dt \\
 &= 1 - e^{-(t/\eta)^m}
 \end{aligned} \tag{4-12}$$

则失效率可表示为

$$H(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = (m/\eta)(t/\eta)^{m-1}; t \geq 0 \tag{4-13}$$

4.2.3 寿命特征标准偏差模型

在寿命特征分布理论中，设备寿命的标准偏差是一项关键指标，对于寿命预测具有显著影响。因此，将 RV 减速器寿命特征的标准偏差作为重要的匹配标准是至关重要的。因此，根据企业提供的数据为基础，绘制出 RV 减速器的寿命特征曲线的标准偏差变化趋势，如图 4-6 所示。

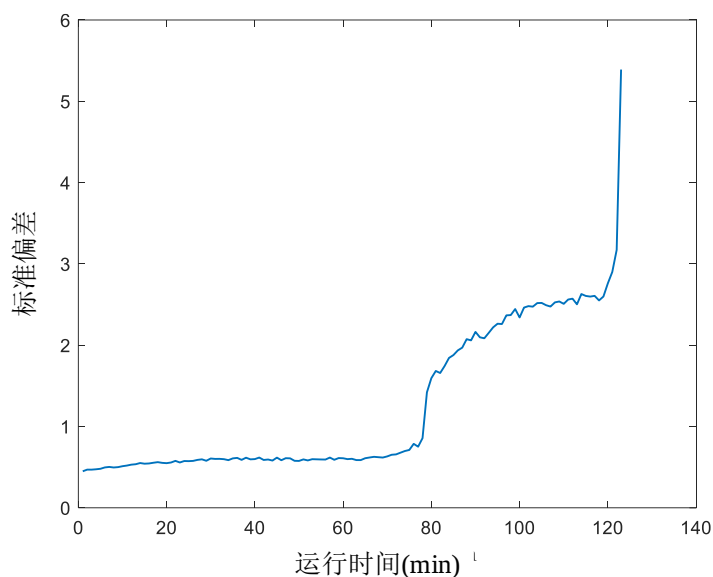


图 4-6 一般寿命特征标准偏差曲线

设寿命特征 $r_i(t)$ ，则当数据量足够多时，寿命特征标准偏差 S 可以由下式计算

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n(t)} (r_i(t) - \bar{r}(t))^2}{n(t)-1}} \tag{4-14}$$

当样本数据具有小样本特性的时候，由寿命特征标准偏差曲线变化趋势可以看出，

寿命特征标准偏差在使用寿命偶然失效期随着使用寿命的增长变化较平缓，在耗损失效期随着使用寿命的增长变化急剧增长。根据寿命特征标准偏差曲线，构造小样本寿命特征标准偏差模型为

$$t = ASe^{BS} + CS \quad (4-15)$$

式中 t 为使用寿命， A, B, C 为模型参数。

4.2.4 小样本自适应寿命特征匹配预处理器模型

假设全寿命周期完整寿命特征包含在 Q 段采样区间采样的数据，记为总样本 $r_1(t), r_2(t), \dots, r_Q(t)$ ，样本的总数为 Q ，采样时间 $t \in [t_i, t_i + T], i = 1, 2, \dots, Q, T$ 为采样区间长度。将寿命特征绝对值化以便凸显整体数据的趋势。根据计算出的失效率 $H(t)$ 和寿命特征标准偏差 $S(t)$ ，求出每段采样区间内 $H_i(t), i = 1, 2, \dots, Q$ 或 $S_i(t), i = 1, 2, \dots, Q$ 的均值 $a_1, a_2, a_3, \dots, a_Q$ 。随机提取总数为 N 的小样本匹配特征样本均值 a_{c+i} ，其中

$$\begin{cases} 0 \leq c+i \leq Q \\ 1 \leq i \leq N \end{cases}。$$

计算随机提取 N 个小样本 a_{c+i} 的均值 $\bar{P}_c$ ，表示为：

$$\bar{P}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_{c+i} \quad (4-16)$$

式中的 c 取 $0, 1, 2, \dots, Q-N$ ，得到 $\bar{P}_0, \bar{P}_1, \bar{P}_2, \dots, \bar{P}_{Q-N}$ 如式 (4-17)，

$$\begin{aligned} \bar{P}_0 &= \frac{1}{N} (a_1 + a_2 + \dots + a_N) \\ \bar{P}_1 &= \frac{1}{N} (a_2 + a_3 + \dots + a_{N+1}) \\ &\dots \\ \bar{P}_{Q-N} &= \frac{1}{N} (a_{Q-N+1} + a_{Q-N+2} + \dots + a_Q) \end{aligned} \quad (4-17)$$

由失效率模型和标准偏差模型及 RV 减速器寿命特征标准偏差变化趋势可知， $\bar{P}_0, \bar{P}_1, \bar{P}_2, \dots, \bar{P}_{Q-N}$ 具有单调递增的趋势，即

$$\bar{P}_0 \leq \bar{P}_1 \leq \bar{P}_2, \dots, \leq \bar{P}_{Q-N} \quad (4-18)$$

设有待预测小样本寿命特征 $\hat{r}_i(t), i=1,2,\dots,N$, 依次计算 $\hat{H}_i(t), i=1,2,\dots,N$ 、
 $\hat{S}_i(t), i=1,2,\dots,N$ 、 $\hat{a}_i, i=1,2,\dots,N$, 则待匹配特征 $\hat{P} = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \hat{a}_i \right)$, 利用得到的一系列 RV
 减速器瞬时失效率和标准偏差匹配标准 $\bar{P}_0, \bar{P}_1, \bar{P}_2, \dots, \bar{P}_{Q-N}$, 建立自适应寿命匹配模型如
 下。

当 $\bar{P}_c \leq \hat{P} \leq \bar{P}_{c+1}$ 时, 匹配得到使用寿命 $\hat{b}$ 的范围为 (变为线性模型)。

$$\begin{aligned}
 \frac{a_c - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \leq \hat{b} \leq \frac{a_{c+1} - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}}, a_c < a_{c+1} \\
 \frac{a_{c+1} - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \leq \hat{b} \leq \frac{a_c - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}}, a_{c+1} < a_c
 \end{aligned} \tag{4-19}$$

且标准剩余寿命

$$\begin{aligned}
 l &= \frac{(\hat{a} - a_c)l_{c+1} - (a_{c+1} - \hat{a})l_c}{(2\hat{a} - a_c - a_{c+1})} \\
 l_c &= \frac{a_{\max} - a_c}{a_{\max} - a_{\min}} \\
 l_{c+1} &= \frac{a_{\max} - a_{c+1}}{a_{\max} - a_{\min}}
 \end{aligned} \tag{4-20}$$

整理可得

$$l = \frac{2\hat{a}a_{\max} - (a_c + a_{c+1})(\hat{a} + a_{\max}) + 2a_c a_{c+1}}{(2\hat{a} - a_c - a_{c+1})(a_{\max} - a_{\min})} \tag{4-21}$$

完成特征匹配预处理后, 得到小样本模型的输入特征瞬时失效率 $\hat{H}_c(t)$ 和寿命特征
 标准偏差 $\hat{S}_c(t)$ 及输出特征标准剩余寿命 $l(t)$ 。

4.2.5 GRU 小样本自适应剩余寿命预测模型

为了建立一个精确的小样本自适应剩余寿命预测模型, 本研究首先依据公式(4-16)
 至(4-18)对小样本数据的寿命特征进行了预处理。接着, 利用公式(4-19)和(4-21)实现了
 寿命特征的匹配处理。鉴于 GRU 网络在处理和预测时间序列数据方面的优越性能, 将
 经特征匹配预处理的瞬时失效率 $\hat{H}_c(t)$ 和寿命特征标准偏差 $\hat{S}_c(t)$ 传输给 GRU 神经网络
 进行处理, 输出变量设置为处理后的标准剩余寿命 $l(t)$ 。基于此, 本文成功构建了基
 于特征匹配预处理器和 GRU 神经网络的小样本自适应剩余寿命预测模型。该预测模型

的架构图展示在图 4-7 中。

步骤 1 根据企业提供的数据由手册提供的可靠性寿命，由公式(4-11)计算可靠度函数 $R(t)$ ，得出失效率函数的未定参数值 η ，由公式(4-13)计算失效率函数 $H(t)$ 。

步骤 2 在得出完整的失效率函数之后，根据 RV 减速器失效率模型，得出一系列的瞬时失效率 $H(t)$ 。

步骤 3 根据一般寿命特征曲线，构造寿命特征标准偏差模型式(4-15)，或利用实测的寿命特征数据由公式(4-12)求得 RV 减速器寿命特征在各个时间段的标准偏差 $S(t)$ 。

步骤 4 将已求得的一系列 RV 减速器瞬时失效率和标准偏差作为匹配阈值，根据实测的寿命特征数据代入自适应寿命匹配模型公式(4-19)、(4-21)，进行特征匹配，得到小样本自适应剩余寿命预测模型输入特征瞬时失效率和寿命特征标准偏差及输出特征标准剩余寿命。

步骤 5 特征匹配预处理后的瞬时失效率和寿命特征标准偏差作为 GRU 输入，完成特征匹配预处理后的标准剩余寿命作为 GRU 输出，导入到 GRU 神经网络进行拟合，得到预测剩余寿命。

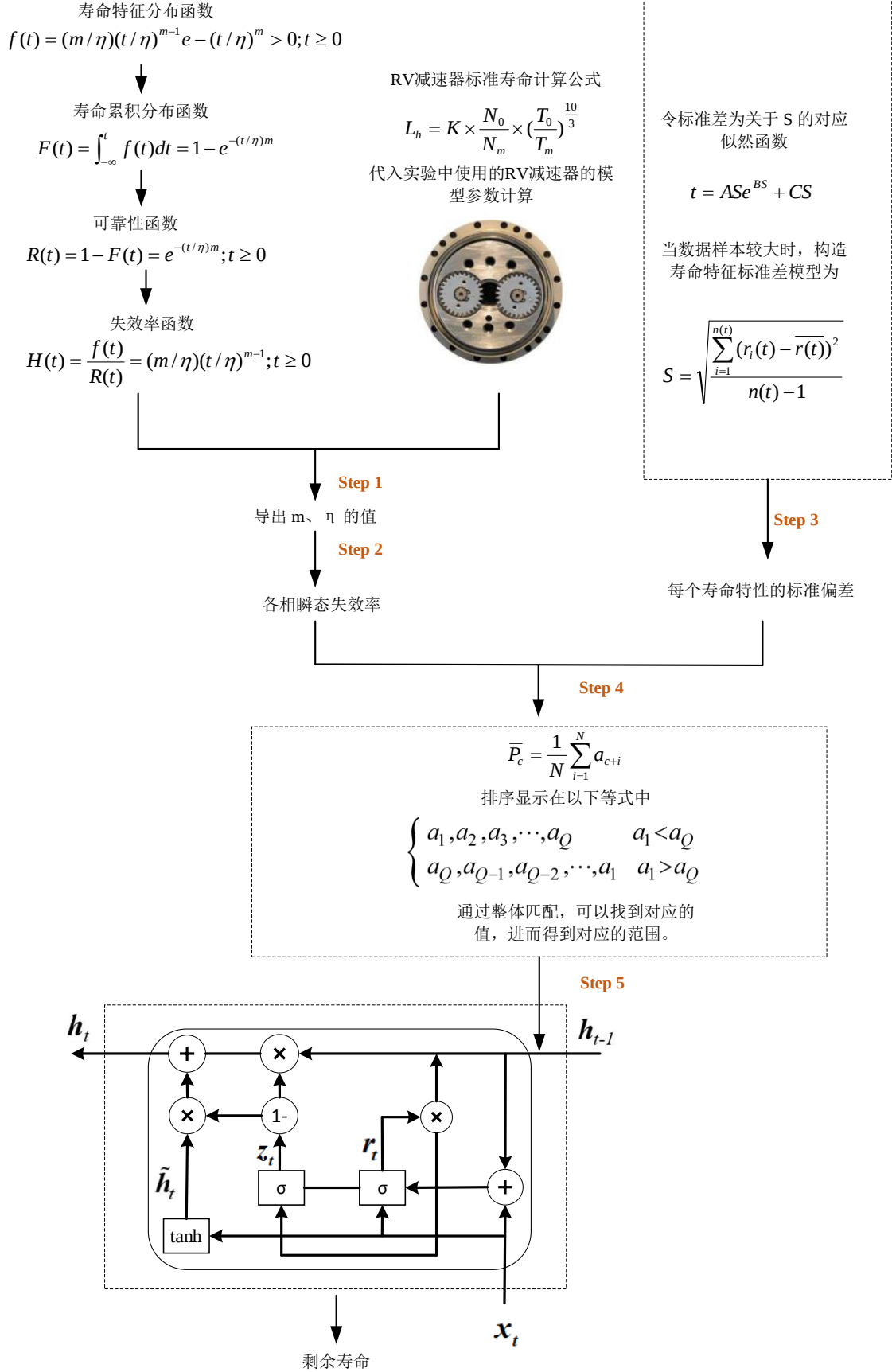


图 4-7 模型流程图

4.3 模型性能测试

为确保所构建模型的有效性，本研究选择了西安交通大学提供的轴承寿命数据集^[73]进行验证，该数据集的采集过程如图 4-8 所展示。采样的具体参数设置详见表 4-1。以采用转速 2100 r/min，径向力 12 kN 的工况下轴承 1-1 采集的 123 组数据为研究对象，为后续模型的验证提供了充足的实验依据。

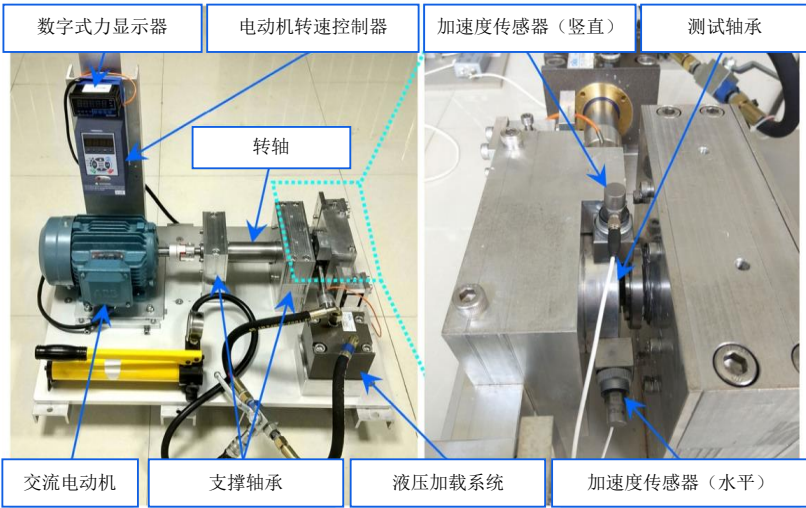


图 4-8 轴承加速寿命试验台

表 4-1 轴承试验采样参数

采样频率(kHz)	采样间隔(min)	采样时长(s)
25.6	1	1.28

在本研究中，采用了西安交通大学提供的轴承寿命数据集，并按照预设的五个步骤将数据导入自主开发的剩余寿命预测模型中进行处理。本研究构建的基于 GRU 神经网络的剩余寿命预测模型中，将从实验数据中提取的标准偏差和瞬时失效率作为主要特征，辅之以部分时域和频域特征。预测结果以剩余寿命百分比形式输出，进行了相应的网络训练。

表 4-2 交叉验证结果

评价指标 训练次数	平均绝对误差(MAE)	平均绝对百分比误差 (MAPE)	均方根误差(RMSE)
第 1 次	2.4992e-04	2.5517e-04	3.1446e-04
第 2 次	1.4167e-04	1.4613e-04	1.5565e-04
第 3 次	1.4962e-04	1.5433e-04	1.6545e-04
第 4 次	3.0371e-04	3.1346e-04	3.6518e-04
第 5 次	0.0011	0.0019	0.0012

为了评估模型性能，采用了 5 折交叉验证法，将原始数据集分割成 5 个子样本集，

每次选一个子样本集保留作为验证模型的数据，其余 4 个样本集用来训练。在此过程中，设置了 200 个神经元节点，旨在优化网络结构。交叉验证结果如表 4-2 所示，整体误差较小，对于该组实验数据，GRU 神经网络展现了较高的预测准确性

从结果中抽取第 1 次训练、第 3 次训练和第 5 次训练展示如图 4-9 所示，有效证明了模型的有效性和准确性。

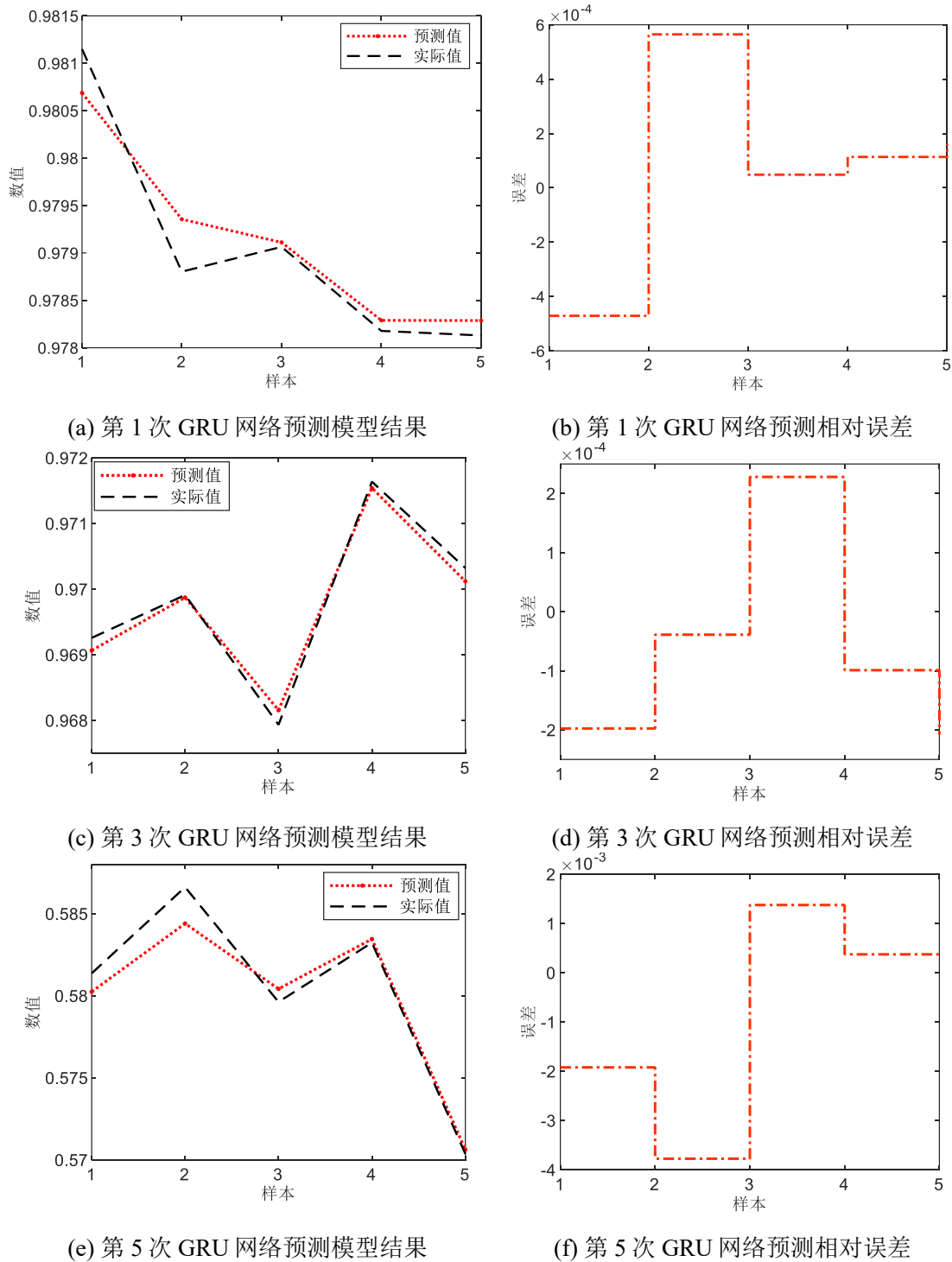


图 4-9 模型随机试验的预测结果与预测误差图

从模型训练结果，可以得出结论：所提出的基于 GRU 神经网络的小样本自适应剩余寿命预测模型，在处理小样本数据时，拥有较小的拟合误差和较高的预测准确度。这些结果有效地证明了模型的可行性和有效性，为复杂设备的寿命预测提供了一个可靠的分析工具。

4.4 RV 减速器小样本自适应剩余寿命预测

依据第二章实验采集到的实验数据按照步骤 1~步骤 5，首先依据 RV 减速器的使用手册中 B 10 寿命定义，当不可靠度为 0.1 时，其可靠寿命为

$$L_h = K \times \frac{N_0}{N_m} \times \left(\frac{T_0}{T_m} \right)^{\frac{10}{3}} \quad (4-22)$$

K ：寿命系数； N_0 ：额定输出转速 r/min； N_m ：平均输出转速； T_0 ：额定输出转矩； T_m ：平均输出转矩。

$$T_m = \sqrt[10]{\frac{t_1 \cdot N_1 \cdot T_1^{\frac{10}{3}} + t_2 \cdot N_2 \cdot T_2^{\frac{10}{3}} + \cdots + t_n \cdot N_n \cdot T_n^{\frac{10}{3}}}{t_1 \cdot N_1 + t_2 \cdot N_2 + \cdots + t_n \cdot N_n}} \quad (4-23)$$

$$N_m = \frac{t_1 \cdot N_1 + t_2 \cdot N_2 + \cdots + t_n \cdot N_n}{t_1 + t_2 + \cdots + t_n} \quad (4-24)$$

由式(4-22)

$$t_0 = \sum_{i=1}^n \left[\frac{T_i}{T_0} \right]^p \frac{n_i}{n_0} t_i \quad (4-25)$$

得

$$t_i = t_0 \times \frac{n_0}{n_i} \times \left[\frac{T_0}{T_i} \right]^p \quad (i=1, 2, 3, \cdots, n) \quad (4-26)$$

此时， P 取 10/3。

其中根据企业提供的数据， $T_1 = 266 \text{ N}\cdot\text{m}$ ； $T_2 = 53 \text{ N}\cdot\text{m}$ ； $T_3 = 160 \text{ N}\cdot\text{m}$ ； $T_{em} = 745 \text{ N}\cdot\text{m}$ ； $N_1 = N_3 = 10 \text{ r/min}$ ； $N_2 = 20 \text{ r/min}$ ； $N_{em} = 20 \text{ r/min}$ ； $t_1 = 0.2 \text{ s}$ ； $t_2 = 0.5 \text{ s}$ ； $t_3 = 0.2 \text{ s}$ ； $t_{em} = 0.05 \text{ s}$ ，将数据代入式(4-23)、式(4-24)，得

$$T_m = \sqrt[10]{\frac{t_1 \cdot N_1 \cdot T_1^{\frac{10}{3}} + t_2 \cdot N_2 \cdot T_2^{\frac{10}{3}} + \dots + t_n \cdot N_n \cdot T_n^{\frac{10}{3}}}{t_1 \cdot N_1 + t_2 \cdot N_2 + \dots + t_n \cdot N_n}} \quad (4-27)$$

$$= 158.8611$$

$$N_m = \frac{t_1 \cdot N_1 + t_2 \cdot N_2 + \dots + t_n \cdot N_n}{t_1 + t_2 + \dots + t_n} \quad (4-28)$$

$$= 17.8947$$

同时查 RV 减速器使用手册，得 $N_0 = 20 \text{ r/min}$ ； $T_0 = 167 \text{ N}\cdot\text{m}$ 。将数据代入式(4-22)得

$$L_h = K \times \frac{N_0}{N_m} \times \left(\frac{T_0}{T_m}\right)^{\frac{10}{3}} = 7921.1 \quad (4-29)$$

则由公式(4-12)得

$$F(t) = 1 - e^{-(L_h/\eta)^m} = 0.1 \quad (4-30)$$

式中 m 取经验常数 2。

当 $m = 2$ 时，解得 $\eta = 24403$ ，则

$$H(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{2}{24403} \cdot \frac{t}{24403}; t \geq 0 \quad (4-31)$$

由失效率模型公式(4-13)、标准偏差模型公式(4-15)寿命特征匹配预处理器模型公式(4-19)、(4-21)建立一个 RV 减速器的小样本自适应寿命曲线匹配模型，如表 4-3 所示。

表 4-3 剩余寿命对照表

瞬时失效率(h^{-1})	标准偏差(h)	剩余寿命(h)
1.93×10^{-6}	0.175675	7721.1
5.11×10^{-6}	0.35135	7521.1
8.29×10^{-6}	0.527025	7321.1
1.15×10^{-5}	0.7027	7121.1
1.47×10^{-5}	0.878375	6921.1
1.78×10^{-5}	1.05405	6721.1
2.10×10^{-5}	1.229725	6521.1
2.42×10^{-5}	1.4054	6321.1
...	...	...
0.000106912	5.97295	1121.1
0.000110093	6.148625	921.1
0.000113274	6.3243	721.1
0.000116456	6.499975	521.1
0.000119637	6.67565	321.1
0.000122819	6.851325	121.1
0.000126	7.027	0

本研究在构建瞬时失效率和标准偏差阈值模型的基础上，对 RV 减速器 200 小时的实际测量数据进行了深入分析。首先，应用公式(4-16)至公式(4-18)对实验数据进行了预处理，以准备适用于自适应寿命匹配模型的数据格式。之后，这些处理后的数据被有效整合到公式(4-19)和公式(4-21)中，以建立自适应寿命匹配模型。经过匹配的瞬时失效率和标准偏差被作为关键输入参数，导入到 GRU 神经网络中。网络以预测 RV 减速器的剩余使用寿命为目标，通过间插法生成训练集和测试集，进而完成模型训练。最终，该预测模型有效展示了 RV 减速器的剩余寿命预测结果，如图 4-10 所示的 GRU 神经网络剩余寿命预测图清晰地揭示了模型的准确性和实用性。

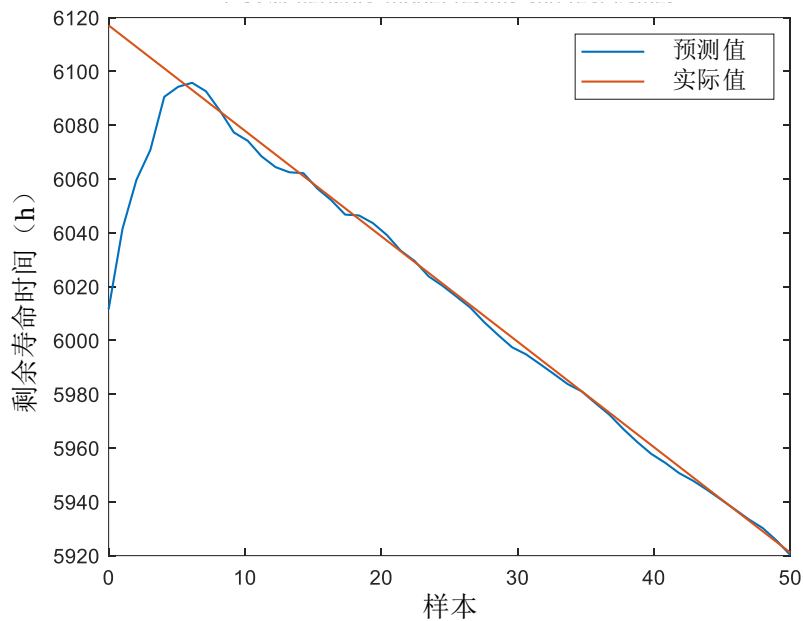


图 4-10 GRU 神经网络剩余寿命预测图

图示结果表明，在预测的初期，数据拟合效果一般，但随着样本数据的增加，特别是从第 8 个样本起，拟合误差显著减小。考虑到实验所采集的数据仅覆盖了 200 小时，远少于完整周期寿命的 7921 小时，因此这些数据可以被视为小样本数据集。在这样的数据背景下，模型的预测性能仍然表现出色，充分证明了所建模型在小样本情境下的实用性和有效性。

4.5 本章小结

本章建立了一种基于特征匹配预处理器-GRU 的 RV 减速器小样本自适应剩余寿命预测模型，用于自适应地预测 RV 减速器剩余使用寿命。

将失效时间数据和性能退化数据进行融合，引入失效率和标准偏差作为剩余寿命

预测标准，采用统计匹配的方法，建立寿命特征自适应匹配预处理器模型。在此基础上，采用 GRU 神经网络自适应地预测小样本剩余寿命。以西安交通大学的轴承寿命数据集进行模型性能测试，随机选取数据集中少量样本数据进行剩余寿命预测，代入构建的小样本自适应剩余寿命预测模型进行预测，并与轴承标准剩余寿命进行对比，剩余寿命预测绝对平均误差最大为 0.0011，预测均方误差最大为 0.0012。最后，以 RV 减速器实测的小样本寿命特征测试数据为研究对象进行实验验证，代入构建的小样本自适应剩余寿命预测模型进行预测，预测结果显示，RV 减速器剩余寿命约为 6100~5922 小时，并与 RV 减速器标准剩余寿命进行对比，结果显示整体预测均方误差为 0.014，预测误差较小，验证了所建模型的准确性和可行性。

第5章 总结与展望

5.1 研究总结

本文以 RV 减速器为研究对象，完成了 RV 减速器测试平台的搭建以及 RV 减速器的故障诊断和剩余寿命预测。本文主要工作总结如下：

（1）实现了高精度 RV 减速器测试台的研制并完成了 RV 减速器的疲劳试验

首先，针对目前国内实验台均未涉及同轴度误差调整情况，设计了具有同轴度调整功能的 RV 减速器测试平台，根据总体设计要求，通过 Solid Works 软件对同轴度调整机构进行了三维建模，就所设计的机构进行 RV 减速器测试平台搭建，并设计了测试台的测控系统。然后对研制的 RV 减速器测试平台进行同轴度调整实验以及传动效率测试实验，结果显示调整后的同轴度误差值在 0.1 mm 以内，调整后稳态运行时的传动效率可达 32.94%，参照日本帝人公司提供的 RV-20 E 系列减速器效率值，此传动效率值符合要求。最后采用搭建的 RV 减速器检测台进行 RV 减速器疲劳试验，并做好数据采集工作。

（2）实现了基于自适应 SSD 与 TET 算法的 RV 减速器故障检测

针对 RV 减速器早期故障信号能量微弱、振动特征多变、导致故障特征难以识别的问题，提出了一种基于改进奇异谱分解与瞬态提取变换相结合的方法，并将其应用于 RV 减速器的故障诊断。首先对原始信号进行降噪处理，引入瞬时频率均值法对奇异谱分解进行优化改进，通过自迭代减除残余分量的形式，自适应地将信号分解为一系列不同频带的奇异谱分量，实现最佳分解个数和最优分量的自动选取；然后利用瞬态提取变换对 RV 减速器信号的非线性和非平稳性进行处理，对去噪后的信号进行特征提取；在此基础上，结合 Hilbert 包络谱分析方法，识别出 RV 减速器的故障信号。仿真分析与实验结果表明，所提方法能更准确的确定周期性冲击的故障频率，以更高准确率精确识别出故障信号，可以有效识别出 RV 减速器故障信号。

（3）实现了基于特征匹配预处理器-GRU 的 RV 减速器小样本自适应剩余寿命预测

首先，针对因多时间尺度、多故障状态引起的 RV 减速器小样本剩余寿命预测精度较低的问题，将失效时间数据和性能退化数据进行融合，引入失效率和标准偏差作为

剩余寿命预测标准，采用统计匹配的方法，建立寿命特征自适应匹配预处理器模型。在此基础上，采用 GRU 神经网络建立小样本自适应剩余寿命预测模型。然后，以西安交通大学的轴承寿命数据集进行模型性能测试，随机选取数据集中少量样本数据，代入构建的小样本自适应剩余寿命预测模型进行预测，并与轴承标准剩余寿命进行对比，对比结果表明，剩余寿命预测绝对平均误差最大为 0.0011，预测均方误差最大为 0.0012，验证了所建模型的准确性和可行性。最后，以 RV 减速器实测的小样本寿命特征测试数据为研究对象进行实验验证，代入构建的小样本自适应剩余寿命预测模型进行预测，预测结果显示，RV 减速器剩余寿命约为 6100~5922 小时，整体预测均方误差为 0.014，预测误差较小。

5.2 研究展望

本研究开发了一种可进行同轴度调整的高精度 RV 减速器测试平台旨在采集有效的 RV 减速器实验数据，在此基础上，对 RV 减速器的故障诊断和剩余寿命预测进行了全面研究。然而，鉴于研究周期限制和个人学术能力的边界，本研究存在若干需要进一步探讨和改善的方面：

(1) 在本研究中，我们采用了电动推杆机制以实现同轴度的精细调整。虽然此设计在一定程度上提升了调整过程的精度，但在设计阶段，主要聚焦于 RV 减速器输入和输出端的径向倾斜调整。这意味着，当传动轴在其它方向出现倾斜时，需要实现多自由度的调整来应对。为此，第二章提出的柔性调节机制，依赖于柔性材料的连续变形能力，从理论上为调整机构提供了无限的自由度。此方案的控制实施，尤其是在多自由度调整上的实现，可作为未来改进工作的一个重要方向。

(2) RV 减速器的运行环境异常复杂，内部故障往往不止一种。RV 减速器内部系统相互关联，长期在恶劣环境下运行，容易导致复合故障的发生。本研究仅关注 RV 减速器单一曲柄轴故障，存在一定局限性。未来如何将这一研究方法应用于 RV 减速器及其他旋转类机械设备的复合故障诊断，需要进一步深入研究。

(3) 本研究并未深入探讨 RV 减速器的在线寿命预测，同时所提出的方法在在线应用方面仍需进一步完善。

参考文献

- [1] 彭鹏, 柯梁亮, 汪久根. 噪声干扰下的 RV 减速器故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(1): 30-36.
- [2] 陈乐瑞, 曹建福, 王晓琪. 结合非线性频谱和核主元分析的机器人用 RV 减速器故障诊断[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(01): 32-41.
- [3] Zhou L, Wang F, Wang N, et al. Application of industrial robots in automated production lines under the background of intelligent manufacturing[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2021, 1992(4): 042050.
- [4] Huang C, Wang J X, Xiao K, et al. Dynamic characteristics analysis and experimental research on a new type planetary gear apparatus with small tooth number difference[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2013, 27: 1233-1244.
- [5] Pham A D, Ahn H J. High precision reducers for industrial robots driving 4th industrial revolution: state of arts, analysis, design, performance evaluation and perspective[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-green Technology, 2018, 5: 519-533.
- [6] Yang J, Liu C, Xu Q, et al. Acoustic emission signal fault diagnosis based on compressed sensing for RV reducer[J]. Sensors, 2022, 22(7): 2641.
- [7] Hsieh C F, Fuentes-Aznar A. Performance prediction method of cycloidal speed reducers[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2019, 41: 1-15.
- [8] 陈李果, 彭鹏, 汪久根, 等. RV 减速器试验装置研制及测试分析[J]. 机械传动, 2017, 41(11): 92-96.
- [9] 邱义, 郭一晶, 高凤强. RV 减速器综合性能检测平台的研制与测试分析[J]. 机械传动, 2021, 45(7): 161-165.
- [10] Fan S, Zhang L, Wang L, et al. Multifunctional measurement system for high precision planetary servo gearhead[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2012, 25(2): 398-404.

-
- [11]Zhang Y, Peng S, Mingli D, et al. Design and implementation of a test platform for the preloaded assembly of harmonic reducer[C]//2015 12th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI). IEEE, 2015, 1: 522-526.
 - [12]Fu W, Ai C, Tang C, et al. RV reducer dynamic performance test bed design in closed power flow[C]//2016 4th International Conference on Sensors, Mechatronics and Automation (ICSMA 2016). Atlantis Press, 2016: 666-669.
 - [13]Cao Y, Liu G, Yu H, et al. A novel comprehensive testing platform of RV Reducer[C]//2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). IEEE, 2018: 269-274.
 - [14]Wang J, Wan Z, Dong Z, et al. Research on performance test system of space harmonic reducer in high vacuum and low temperature environment[J]. Machines, 2020, 9(1): 1.
 - [15]郑鹏,孙瑞,赵文辉, 等. RV 减速器综合性能检测试验台的设计[J].机械工程师,2020,(08):146-148+153.
 - [16]Yue H, Wu X, Shi Z, et al. A comprehensive cycloid pin-wheel precision reducer test platform integrated with a new dynamic measurement method of lost motion[J]. Metrology and Measurement Systems, 2022, 29(1).
 - [17]Yu Z, Qiu Z, Li H, et al. Design and calibration of torque measurement system of comprehensive performance test instrument of industrial robot reducer[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022.
 - [18]Xuan L, Hong W X, Wan Z F, et al. Review on vibration test and fault analysis of rv reducer[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2023, 2472(1): 012061.
 - [19]Buchaiah S, Shakya P. Bearing fault diagnosis and prognosis using data fusion based feature extraction and feature selection[J]. Measurement, 2022, 188: 110506.
 - [20]Dhamande L S, Chaudhari M B. Bearing fault diagnosis based on statistical feature extraction in time and frequency domain and neural network[J]. International Journal of Vehicle Structures and Systems, 2016.
 - [21]Bin G F, Gao J J, Li X J, et al. Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet

- packets—Empirical mode decomposition feature extraction and neural network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 27: 696-711.
- [22]Zhao H N, Chen H, Zhang H B, et al. Research on envelope demodulation of reducer shock signals based on peak retention and down-sampling method[C]//2019 14th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI). IEEE, 2019: 1828-1835.
- [23]Liu H, Zhang J, Cheng Y, et al. Fault diagnosis of reducer using empirical mode decomposition and multi-fractal detrended cross-correlation analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 385: 350-371.
- [24]Chong Z, Zhang M, Liu S, et al. Transmission Shaft Fault Diagnosis Based on Variational Modal Decomposition (VMD) Feature Fusion[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2022, 2224(1): 012103.
- [25]Du W, Zhou J, Wang Z, et al. Application of improved singular spectrum decomposition method for composite fault diagnosis of gear boxes[J]. Sensors, 2018, 18(11): 3804.
- [26]王振亚, 伍星, 刘韬, 等. 奇异谱分解联合互信息的主轴轴承故障特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(15): 23-30+47.
- [27]Vanraj, Dhami S S, Pabla B S. Non-contact incipient fault diagnosis method of fixed-axis reducer based on CEEMDAN[J]. Royal Society open science, 2017, 4(8): 170616.
- [28]Shin J S, Kim J H, Kim J G, et al. Development of a lifetime test bench for robot reducers for fault diagnosis and failure prognostics[J]. Journal of Drive and Control, 2019, 16(3): 33-41.
- [29]Raouf I, Lee H, Kim H S. Mechanical fault detection based on machine learning for robotic RV reducer using electrical current signature analysis: A data-driven approach[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2022, 9(2): 417-433.
- [30]Peng P, Wang J. NOSCNN: A robust method for fault diagnosis of RV reducer[J]. Measurement, 2019, 138: 652-658.
- [31]Xu Q, Liu C, Yang E, et al. An improved convolutional capsule network for compound

- fault diagnosis of RV reducers[J]. *Sensors*, 2022, 22(17): 6442.
- [32] Zhou X, Zhou H C, He Y M, et al. Harmonic reducer in-situ fault diagnosis for industrial robots based on deep learning[J]. *Science China Technological Sciences*, 2022, 65(9): 2116-2126.
- [33] Chen L, Hu H, Zhang Z, et al. Application of nonlinear output frequency response functions and deep learning to RV reducer fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 70: 1-14.
- [34] Ye Q, Liu C. An unsupervised deep feature learning model based on parallel convolutional autoencoder for intelligent fault diagnosis of main reducer[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 2021: 1-12.
- [35] Sun Y G, Yu G B, Zhang J, et al. Reliability prediction of RV reducer based on fault tree and Monte-Carlo simulation[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 274: 663-666.
- [36] Chen F, Li W, Weng W, et al. An adaptive trend index-driven remaining useful life prediction method for renewable energy vehicle reducers[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021: 1-10.
- [37] Liu Y, Song J, Zhao Z, et al. Adaptive residual life prediction for small samples of mechanical products based on feature matching preprocessor-LSTM[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(16): 8236.
- [38] Marshall A W, Olkin I. A new method for adding a parameter to a family of distributions with application to the exponential and Weibull families[J]. *Biometrika*, 1997, 84(3): 641-652.
- [39] Park M, Rhee S. A study on life evaluation & prediction of railway vehicle contactor based on accelerated life test data[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2018, 32: 4621-4628.
- [40] Wu J, Jiang L, Li J, et al. Discovering new prognostic features for the harmonic reducer in remaining useful life prediction[J]. *Shock and Vibration*, 2023, 2023.
- [41] Yan T, Bi Z, Liu J, et al. Performance degradation assessment methodology of harmonic

- hr/>
- reducer by using low-frequency time series data and genetic programming[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2021, 1983(1): 012119.
- [42]Song T, Liu C, Jiang D. A novel framework for machine remaining useful life prediction based on time series analysis[C]//2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Qingdao). IEEE, 2019: 1-6.
- [43]Pang X, Li Z, Tseng M L, et al. Electric vehicle relay lifetime prediction model using the improving fireworks algorithm–grey neural network model[J]. Applied Sciences, 2020, 10(6): 1940.
- [44]Weigert T, Tian Q, Lian K. State-of-charge prediction of batteries and battery–supercapacitor hybrids using artificial neural networks[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(8): 4061-4066.
- [45]Liu Q, Shi W, Chen Z. Fatigue life prediction for vibration isolation rubber based on parameter - optimized support vector machine model[J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 2019, 42(3): 710-718.
- [46]Tian Z, Wong L, Safaei N. A neural network approach for remaining useful life prediction utilizing both failure and suspension histories[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(5): 1542-1555.
- [47]Jin S, Cao M, Qian Q, et al. Study on an assembly prediction method of RV reducer based on IGWO algorithm and SVR model[J]. Sensors, 2022, 23(1): 366.
- [48]Xu A. Online Bayesian prediction of remaining useful life for gamma degradation process under conjugate priors[J]. arXiv preprint arXiv:2212.02688, 2022.
- [49]Wang X, Xu D. An inverse Gaussian process model for degradation data[J]. Technometrics, 2010, 52(2): 188-197.
- [50]Tang S, Guo X, Yu C, et al. Real time remaining useful life prediction based on nonlinear Wiener based degradation processes with measurement errors[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(12): 4509-4517.
- [51]Li X Y, Wu J P, Ma H G, et al. A random fuzzy accelerated degradation model and statistical

- analysis[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2017, 26(3): 1638-1650.
- [52]Zhang H, Wu J, Qiu Y, et al. Life analysis of fan spindle bearing based on grey Markov algorithm[J]. International Journal of Performability Engineering, 2019, 15(2): 397.
- [53]Zhang Y, Wang A. Remaining useful life prediction of rolling bearings using electrostatic monitoring based on two-stage information fusion stochastic filtering[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1-12.
- [54]Yu J, Liang S, Tang D, et al. A weighted hidden Markov model approach for continuous-state tool wear monitoring and tool life prediction[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 91: 201-211.
- [55]Li W, Liu T. Time varying and condition adaptive hidden Markov model for tool wear state estimation and remaining useful life prediction in micro-milling[J]. Mechanical systems and signal processing, 2019, 131: 689-702.
- [56]Chen Z, Li Y, Xia T, et al. Hidden Markov model with auto-correlated observations for remaining useful life prediction and optimal maintenance policy[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 184: 123-136.
- [57]Yan L, Chen J, Yu P, et al. Model parameter estimation and residual life span prediction of pneumatic diaphragm pump based on hidden Markov model in intelligent spraying[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(5): 1729881419874636.
- [58]Fan L, Wang S, Duan H, et al. Fatigue crack fault diagnosis and prognosis based on hidden semi - Markov model[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(13): 406-410.
- [59]Hao F Z, Li Z, Wen H, et al. Remaining lifetime prediction of distribution transformer based on improved hidden semi-Markov model[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2019, 1311(1): 012052.
- [60]Liao Y, Xiang Y, Wang M. Health assessment and prognostics based on higher-order hidden semi-Markov models[J]. Naval Research Logistics, 2021, 68(2): 259-276.
- [61]Zhao Q, Jia X, Cheng Z, et al. Bayesian estimation of residual life for Weibull-distributed components of on-orbit satellites based on multi-source information fusion[J]. Applied

- Sciences, 2019, 9(15): 3017.
- [62] Wang S, Yu Z, Xu G, et al. Research on tool remaining life prediction method based on CNN-LSTM-PSO[J]. IEEE Access, 2023.
- [63] Wang H, Ni G, Chen J, et al. Research on rolling bearing state health monitoring and life prediction based on PCA and Internet of things with multi-sensor[J]. Measurement, 2020, 157: 107657.
- [64] Cao Y, Jia M, Ding Y, et al. Complex domain extension network with multi-channels information fusion for remaining useful life prediction of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 192: 110190.
- [65] 卢琦, 吴鑫辉, 何卫东. 机器人用 RV 减速器综合性能测试系统研究[J]. 机械传动, 2016, 40(04):1-3.
- [66] 王海霞, 吴清锋, 吴艺波, 等. 机器人 RV 减速器传动误差的测量与分析[J]. 机械传动, 2020, 44(02): 104-108.
- [67] 关通, 徐宏海, 谢雄伟, 等. 高精度 RV 减速器测试与分析[J]. 机械传动, 2019, 43(05): 106-109.
- [68] 蒋淑恋, 郑伟峰, 褚旭阳, 等. RV 减速器回程误差测试方法研究[J]. 计量与测试技术, 2018, 45(12): 112-114.
- [69] 马小兵, 刘宇杰, 王晗. 加速寿命试验三参数威布尔分布的极小变异-极大似然估计[J]. 装备环境工程, 2023, 20(5): 12-18.
- [70] Elman J L. Finding structure in time[J]. Cognitive science, 1990, 14(2): 179-211.
- [71] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [72] Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. arXiv preprint arXiv:1406.1078, 2014.
- [73] 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.

攻读硕士学位期间发表学术论文及参研项目

一、发表学术论文

- [1] **Song J**, Zhao Z, et al. Adaptive Residual Life Prediction for Small Samples of Mechanical Products Based on Feature Matching Preprocessor-LSTM[J]. Applied Sciences, 2022, 12(16): 8236. (本人一作, 本篇论文对应文中第 4 章)
- [2] **宋俊玉**, 王慧明, 刘永明等, 基于决策树算法的高任务可靠性惯性开关设计准则挖掘[J]. 淮阴工学院学报 (本人一作, 本篇论文对应文中第 3 章)
- [3] Zhao Z, **Song J**, et al. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive SSD and TET[J]. Measurement Science and Technology. (导师一作, 本人二作。本篇论文对应文中第 3 章, 返修后待编辑部审核)

二、专利

- [1] 第一作者. 一种基于软体结构的六自由度 RV 减速器测试平台[P]. 安徽省: CN216791639U, 2022-06-21. (实用新型授权) (本项专利对应文中第 2 章)

三、主持和参与的科研项目

- [1] 2022 年度安徽省研究生教育质量工程项目研究生学术创新创业实践项目 “高精度智能化 RV 减速器综合性能检测台研制” (项目主持人)
- [2] 2022 年度安徽省教育厅科学研究重点项目 “RV 减速器隐性故障诊断应用性能提升技术研究” (2022AH050995) (项目主要参与人)
- [3] 2022 年度安徽省教育厅科学研究重点项目基于驱动电机自传感的工业机器人状态智能诊断自学习系统研制 (2022AH050974) (项目主要参与人)

致谢

行文至此，感慨颇多，“孤帆远影碧空尽，唯见长江天际流”，在安徽工程大学攻读硕士期间，虽遇各种困难和压力，但有良师无私的帮助，益友真诚的陪伴，家人全力的支持，也倍感充实。如今，在论文成文之际，首先感谢我的导师赵转哲教授，他为人宽厚仁爱，做事严谨睿智。导师不但在学术上给予我悉心的指导，在工作和生活上也同样给予了我非常多的关怀和照顾。在赵老师的严格要求下，我们在一次次的实践中成长。今后我会谨记导师的教诲，精进不休。

其次特别感谢刘永明老师，他为人亲和，学识渊博，在他的指导下，我完成了专利的撰写、论文的修改以及实验数据的采集工作，感谢他一直以来的帮助与照顾。在充满艰辛的科研路上与我一路同行，披荆斩棘，才有了现在一个不一样的我，这份恩情永生难忘，定当谨记于心！

感谢课题组的陈玉老师、张振老师、刘志博老师等，诸位老师在我们每次总结汇报时对我们毫不吝啬的指教，使我们深深的认识到自身的不足，并努力加以改进。感谢许德章教授、贾文友老师等在开题报告与中期检查时对论文提出的宝贵意见。

感谢所有师兄师姐及我的好友张子豪、王巧玉和吴过等一直以来对我科研上的帮助，独学而无友，则孤陋而寡闻，今得与君同窗，如切如磋，如琢如磨，其乐无穷。

感谢我的母亲对我经济上与精神上的双重资助，母亲是我最坚实的依靠，往后余生孩儿定当加倍努力回报你。

最后，感谢我的祖国，在疫情期间给予我们每一个科研人幸福而安全的学习环境，读书不仅仅是为了往后的生活，更是为了实现中华民族伟大复兴而奋斗！

尚德敏学 唯实惟新

