

密 级：公 开

学 号: 2220110101



Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 工业机器人全局结构振动视觉 测量方法研究

论文作者 华鹏

指导教师 吴路路 副教授

学科(专业) 机械

研 究 方 向 机器视觉

论文提交日期: 2025 年 5 月 20 日

分类号：TP391

单位代码：10363

密 级：公 开

学 号：2220110101

工业机器人全局结构振动视觉测量方法研究

RESEARCH ON VISUAL MEASUREMENT METHOD FOR GLOBAL STRUCTURAL VIBRATION OF INDUSTRIAL ROBOTS

学生姓名	华鹏
校内导师	吴路路 副教授
校外导师	俞伟锋
专 业	机械
研究方向	机器视觉

论文答辩日期：2025 年 5 月 9 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：李 明

日期：2025 年 5 月 20 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：李 明

指导教师签名：吴路路

日期：2025 年 5 月 20 日

日期：2025 年 5 月 20 日

工业机器人全局结构振动视觉测量方法研究

摘 要

工业机器人作为实现智能制造的典型装备，在航空航天、精密加工、船舶自动化焊接、医疗等领域发挥着重要作用。振动作为影响机器人性能以及反映其运行状态的重要因素，准确测量和分析工业机器人的振动特性对于优化其性能和延长使用寿命具有重要的意义。然而，传统接触式测量方法存在引入附加物理效应影响测试的准确性、测量点位少、数据不足等问题，限制了其在机器人振动测量中的应用。针对该问题，本文着眼于视觉测量技术，依托其测量的非接触、高灵活性及全局性等优势，将视觉系统应用于机器人全局结构运动的测量场景，探索实现机器人全局结构振动测量的视觉方法，完成机器人振动状态的可视化观测。主要研究内容如下：

（1）构建了机器人全局结构振动视觉测量的整体方案，阐述了视觉测量的基础理论，介绍了基于双目视觉机器人振动视觉测量的过程。

（2）探讨了三维数字图像相关法的测量原理，深入论述了基于三维数字图像相关法的位移数据提取流程，包括散斑制备、图像预处理及振动数据获取等，通过实验验证了该方法在机器人振动测量中的有效性。

(3) 研究了视觉测量振动信号特征提取过程, 提出一种基于 ICEEMDAN-样本熵-改进 WTD 的振动信号降噪方法。采用 ICEEMDAN 算法对振动信号进行分解, 获得一组 IMF 分量和 RES, 使用样本熵方法计算各 IMF 分量样本熵值, 基于样本熵值判定 IMF 分量中是否包含噪声, 利用改进 WTD 方法对含噪的 IMF 分量进行降噪处理, 最终将降噪处理后的 IMF 分量与未处理的 IMF 分量进行重构, 得到降噪后的振动信号。对一组包含三个不同频率和振幅的含噪声信号进行降噪处理, 处理后信号的信噪比提高了 9.42dB, 均方误差降低了 0.1466, 波形互相关系数提高了 11.04%, 能够有效滤除视觉测振信号中的噪声成分。

(4) 搭建了工业机器人振动视觉测量实验平台, 通过单柔性臂、双柔性臂和多臂机器人振动测量实验, 验证所提方法的效果, 实验结果表明提出视觉测量方法能够准确提取机器人全局结构的振动位移数据, 能够为进一步分析机器人结构中的特性、优化机器人性能提供数据支撑。

关键词: 工业机器人, 全局结构振动, 视觉测量, 振动信号提取, 振动信号降噪

RESEARCH ON VISUAL MEASUREMENT METHOD FOR GLOBAL STRUCTURAL VIBRATION OF INDUSTRIAL ROBOTS

ABSTRACT

Industrial robots, as typical equipment for realizing intelligent manufacturing, play an important role in fields such as aerospace, precision machining, automated welding in shipbuilding, and healthcare. Vibration, as a critical factor affecting the performance of robots and reflecting their operational status, plays a key role in optimizing performance and extending the service life of industrial robots. Accurate measurement and analysis of the vibration characteristics of industrial robots are essential. However, traditional contact-based measurement methods introduce additional physical effects that affect the accuracy of testing, have limited measurement points, and provide insufficient data, which restrict their application in robot vibration measurement. To address this issue, this paper focuses on visual measurement technology, leveraging its advantages such as non-contact, high flexibility, and global measurement capabilities. It applies visual systems to the measurement of global structural motion in robots, exploring methods for vibration measurement of the robot's global structure, and visualizing the robot's vibration state. The main research content is as follows:

(1) An overall scheme for visual measurement of global structural vibration in robots is constructed. The basic theory of visual measurement is explained, and the process of vibration visual measurement for robots based on binocular vision is introduced.

(2) The measurement principle of three-dimensional digital image correlation was explored, and the displacement data extraction process based on three-dimensional digital image correlation was discussed in depth. This included speckle pattern preparation, image preprocessing, and vibration data acquisition. Experimental verification demonstrated the effectiveness of this method in robot vibration measurement.

(3) The process of extracting vibration signal features through visual measurement is studied. A vibration signal denoising method based on ICEEMDAN-sample entropy-improved WTD is proposed. The ICEEMDAN algorithm is used to decompose the vibration signal, obtaining a set of IMF components and residuals. Sample entropy is then calculated for each IMF component to assess whether noise is present. The improved WTD method is applied to denoise the IMF components containing noise. The denoised IMF components are then reconstructed with the untreated IMF components to obtain the denoised vibration signal. The denoising process is tested on a set of noisy signals with three different frequencies and amplitudes. After processing, the signal-to-noise ratio improves by 9.42 dB, the mean square error decreases by 0.1466, and the waveform cross-correlation coefficient increases by 11.04%, effectively filtering out noise components in the visual vibration measurement signals.

(4) An experimental platform for industrial robot vibration visual measurement is established. Vibration measurement experiments using single-arm, dual-arm, and multi-arm robots are conducted to verify the effectiveness of the proposed method. The experimental results show that the proposed visual measurement method can accurately extract the vibration displacement data of the robot's global structure, providing data support for further analysis of the robot's structural characteristics

and performance optimization.

KEY WORDS: Industrial robot, Global structural vibration, Visual measurement, Vibration signal Extraction, Vibration signal denoising

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪 论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 机器人振动测量方法研究现状.....	2
1.2.1 传统测量方法.....	2
1.2.2 视觉测量方法.....	5
1.3 主要内容与结构安排.....	8
第 2 章 机器人振动视觉测量系统构建	11
2.1 视觉测量方案.....	11
2.2 视觉测量振动过程.....	12
2.3 视觉测量基础.....	15
2.2.1 相机成像模型.....	15
2.2.2 双目视觉测量基础.....	17
2.2.3 双目相机标定.....	18
2.4 本章小结.....	19
第 3 章 基于三维数字图像相关的振动数据获取	20
3.1 数字图像相关法测量原理.....	20
3.2 振动数据获取.....	22
3.2.1 散斑制备.....	23
3.2.2 图像预处理.....	24
3.2.3 亚像素坐标获取.....	24
3.2.4 振动数据提取.....	26
3.3 本章小结.....	28
第 4 章 视觉测量振动信号降噪处理	30
4.1 振动信号分解方法.....	30
4.1.1 EMD.....	30

4.1.2 ICEEMDAN	31
4.2 含噪固有模态函数分量判定.....	32
4.3 含噪固有模态函数分量降噪.....	34
4.3.1 传统小波阈值去噪.....	34
4.3.2 改进小波阈值去噪.....	35
4.4 ICEEMDAN-样本熵-WTD 方法降噪过程	37
4.5 仿真信号去噪实验分析.....	38
4.6 本章小结.....	42
第 5 章 振动测量实验.....	43
5.1 视觉测量系统概述.....	43
5.2 视觉测量系统硬件组成.....	43
5.2.1 高速相机.....	43
5.2.2 相机镜头.....	44
5.2.3 辅助光源.....	44
5.3 视觉测量方案验证.....	45
5.4 机器人全局结构振动测量实验与结果分析.....	47
5.4.1 单柔性臂振动测量.....	47
5.4.2 双柔性臂振动测量.....	49
5.4.3 多臂机器人振动测量.....	51
5.5 视觉测量方案实际应用适应性测试与分析.....	55
5.5.1 高动态工况下适应性.....	55
5.5.2 强光干扰下鲁棒性.....	56
5.5.3 复合干扰条件下性能测试.....	57
5.6 本章小结.....	58
第 6 章 结论与展望.....	60
6.1 结 论.....	60
6.2 展 望.....	61
参考文献	62

第1章 绪 论

1.1 研究背景与意义

工业机器人作为一种高度集成的自动化装备，融合了机械工程、电子技术、自动控制、计算机科学、传感器技术以及人工智能等多个领域的先进成果。在国家政策如《中国制造 2025》、《“十四五”机器人产业发展规划》以及《“机器人+”应用行动实施方案》等的强力支持和战略指导下，我国工业机器人的发展势头迅猛。《2024 年中国机器人产业发展报告》指出，我国工业机器人的年度产量持续攀升，据国家统计局统计，2024 年 1-11 月，我国工业机器人累计生产 48.39 万台，累计同比增长 11%。这些机器人以其高效率、可靠性、出色的重复定位精度和适应极端工作环境的能力，在汽车制造、精密机械加工、焊接、物料搬运、组装、喷涂和医疗等多个环节中发挥着至关重要的作用。特别是在劳动密集型产业的转型升级中，工业机器人扮演了推动技术进步和提升产业竞争力的关键角色。



(a) 焊接



(b) 物料搬运



(c) 喷涂



(d) 医疗手术

图 1-1 工业机器人典型应用场景

广阔的发展前景与庞大的市场需求，为机器人提供了强大的发展动力，也对其性能要求不断提高，而振动问题成为了影响机器人性能的重要因素。振动是指物体所做的往复的、起伏的、具有重复性的微小运动^[1]。机器人的振动行为通常表现为在运动过程中由于结构的柔性导致的不期望的振荡现象。这些振动可能由多种因素引起，包括机器人连杆的柔性^[2]、关节的柔性^[3]、以及在高速运动时由于惯性力造成的弹性变形等^[4]。这会极大的影响机器人的运动精度和作业效率^[5, 6]。长久便会对机器人的结构完整性和寿命造成损害，给设备的安全运行带来极大的隐患^[7]。

机器人在运作时会产生振动，这种振动可分为两种情况：一种是在机器人进行移动或作业时发生的，另一种则是在机器人完成动作并静止后依然存在的。后者通常被称作残余振动^[8]。机器人振动是一种普遍现象，它的特性和影响因素对于确保机器人的操作效率、精确度以及整体稳定性起着至关重要的作用。在机器人的运行过程中，振动现象呈现出多种特点，包括频率多样性、振幅大小不一、振动方向多样性、振动持续时间不定等，而与之相关的重要参数有频率、振幅、相位和阻尼比等。这些参数会受到机器人结构的设计^[8]、机电耦合效应^[9]、电机的工作状态^[10, 11]、控制算法的准确性^[12, 13]以及环境的影响^[14]等众多因素的影响。因此，需要对机器人进行准确的振动测量，研究其振动特性，分析产生振动的原因，进行设备故障诊断及状态监测，从而避免由振动引起的机械结构损坏、造成的经济损失^[15, 16]。

1.2 机器人振动测量方法研究现状

1.2.1 传统测量方法

在机器人的发展历程中，接触式振动测量对确保机器人性能、检测机器人状态具有重大的作用和意义。早期，为了精准检测机器人各部件的振动位移信息，各类接触式传感器发挥了关键作用。将加速度传感器、位移传感器、力传感器、应变传感器、旋转编码器、激光位移传感器、视觉传感器等安装在机器人的关节、连接杆或末端等部位，可以实时监测机器人在运动过程中状态数据，从而进行运动修正，使机器人的运动更加准确和高效，提升机器人的整体性能和工作质量，为机器人在各个领域的广泛应用奠定坚实的基础。

加速度传感器是一种常用于振动测量的传感器，可以通过测量物体在振动过程中的加速度变化来进行振动测量。在机器人振动测量中，加速度传感器通常附加在机器人的关键零部件位置以获取该点的振动信息。赵璞^[17]针对工业机器人关节振动抑制问题，提出了一种基于末端加速度反馈的振动抑制方法，使用加速度传感器来获取对机器人末端上残余振动信息，解决了现有工业机器人难以获取关节柔性振动信息的问题。Moreno 等^[18]针对塔型移动机器人的振动问题，提出了一种基于被动悬挂系统的振动抑制方法。通过在机器人轮子、底盘和头部安装加速度传感器，测量了不同速度下的振动情况。

应变传感器因其高精度和快速响应特性，在测量柔性臂机器人横向振动方面显示出显著优势。Chu 等^[19]为了有效抑制双连杆柔性机械臂的振动，在其上安装了两组应变传感器。这些传感器能够实时监测机械臂的应变情况，并将数据及时反馈给控制系统。基于这些实时数据，控制系统可以动态调整压电致动器的输出，实现对机械臂振动的精准抑制。Syed 等^[20]针对柔性机械臂的控制，使用压电致动器作为柔性臂振动测量的应变传感器以获取机器人柔性臂的振动数据作为反馈信号，对正位置反馈和负导数反馈控制器进行了实验和验证，并分析了不同阻尼比下的稳定时间和振动衰减。

力传感器能检测到工业机器人末端负载变化时的力和力矩信息，完成末端运动状态的实时反馈。但对于无负载变化的工业机器人末端振动情形，其传感器获取的力及力矩信号变化相对不明显，难以实现检测^[21]。高轲^[22]为了实现铣削加工机器人姿态的最优调控，随机选择了 4 组机器人姿态用于验证其在笛卡尔空间中的动态稳定性。通过在机器人末端安装六维力传感器，获取铣削力信号，并对其进行快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 分析，从中得到铣削过程中的颤振频率和振幅值。Lin 等^[23]为对工业机器人末端执行器进行重力补偿，使用六维力传感器获取机器人在工作过程中末端执行器的三轴振动的力及力矩反馈信号。

位置敏感探测器 (Position Sensitive Device, PSD)，是一种通过光电效应来测量光源位置来实现对振动信号的检测的传感器。在机器人振动测量中，PSD 传感器可以通过固定在机器人表面或关键部位上来实时监测机器人的振动情况，从而在实时控制中进行优化调整。其优点是能够精准测量机器人的振

动，并能够适应不同频率和振幅的振动信号。张玉玲等^[24]采用 PSD 位置敏感探测器测量了机械臂在不同臂杆刚度和不同关节转速下的 X 和 Y 方向两个方向的振动位移。Shan 等^[25]研究单连杆柔性臂的回转和振动控制时，以 PSD 作为传感器测量柔性臂末端的振动，用来反馈振动控制效果。

旋转编码器作为机器人自带的传感器，其主要安装于机器人关节处，可实时获取机器人关节运动位置，但如果需要获取机器人末端振动信号，只能通过间接的方式获取，难以实现机器人末端等其他位置振动的检测。Algburi 等^[26, 27]不但借助了奇异值频谱和希尔伯特变换以提取旋转编码器的瞬时幅值和瞬时频率，实现了微弱振动的检测，而且通过经验模态分解算法对机械臂旋转编码器中噪声信号进行分解获取了关节振动数据，借此对工业机器人进行故障诊断及状态监测。



图 1-2 接触式测量方式

对于机器人振动特性的获取，目前常用的测量方法多为采用接触式传感器获取其局部的振动数据，接触式传感器测振技术相对成熟，具有较高的准确性和可靠性，但这样的测量方式存在一些共有的缺点。例如，加速度计的附加会改变结构固有频率和引入负载效应，引起测量误差，对于轻质结构尤为突出^[28]，此外，全局测量需要大量传感器布置在结构表面耗费时间和人力物力^[29]，而且，这种方式只能单点测量，无法提供全场振动数据，且受电磁干扰，难以测得较为准确的信号^[30]。

相较接触式测量方法，非接触式测量无需与被测对象接触，不会影响机器人结构的动态特性，可获得较高精度的测量结果。目前，非接触式测量多基于激光测振仪以实现机器人振动位移测量，张铁等^[31]利用激光跟踪仪靶球做机器人末端负载，借助激光跟踪仪测量负载的振动位移幅值，解决了六自由度工

业机器人挂载柔性负载工作时出现的残余振动测量问题。Wu 等^[32]使用 3D 扫描激光多普勒测振仪（Scanning Laser Doppler Vibrometer, SLDV）对铣削机器人的振型进行了全面测试，将机器人变形部件识别为关节，通过将众多测量点的振动映射到关节上，简洁地表征了机器人振型。Sun 等^[33]在机器人本体各连杆上、主轴处以及刀具端均匀布置测点，使用 3D-SLDV 测量机器人铣削系统的振动响应，并对测量结果进行模态分析，实验平台如图 1-3 所示。

与接触式传感器相比，SLDV 等非接触式传感器的安装相对容易，测量精度相似。然而，SLDV 的安装需要与测试结构分离的固定平台^[34]，即使提出了扫描测振模式，但在瞬态激励下应用于全场振动测量的数量仍然有限，成本高且操作复杂^[35]，对于大型的测量目标需要大量的测量时间^[36, 37]。且单个激光测振仪只能获取单方向的振动信号，若想获取三维振动信号，则至少需要三个激光测振仪通过不同入射角测量感兴趣点时，才有可能重建实际的三维振动速度矢量^[38]。



图 1-3 3D 扫描激光多普勒测振仪^[32]

1.2.2 视觉测量方法

随着相机光感元件制造精度的不断提升，以相机为核心传感元件的视觉测量技术在各类测量应用中的优势日益显著。视觉测量系统作为一种非接触式的测量方法，具备如下优势：

（1）测量过程可视化：视觉测量系统能够将测量结果以图像形式呈现，使得测量结果直观易懂，便于用户观察和分析。

（2）高交互性：视觉测量系统能够与多种传感器集成，实现自动化的测量和检测流程，从而提高生产效率和产品质量，优化自动化生产过程的控制与质量检测。

(3) 强泛化能力：视觉测量系统能够进行多维度和非限定性的测量，不受限于被测物体的形状、尺寸和位置，展现出良好的灵活性和通用性。

(4) 全局测量能力：视觉测量系统无需在被测对象上安装复杂的传感单元，每个像素均可作为测量点，实现对目标的全面观测和测量。

视觉测量系统以其独特的优势，在机器人振动测量领域的研究和应用中显得尤为重要。视觉系统能够通过视觉传感器捕捉机器人表面的图像数据，并对其进行深入分析处理，从而实现对机器人全局结构振动的有效检测。这种测量方式的优势在于，它能够实时监测机器人在运动过程中的结构变形和振动模式，无需接触式传感器的直接安装，减少了物理干预和复杂性。通过视觉系统，可以非接触地获取机器人结构的微细裂纹、变形等损伤信息，这对于早期发现潜在的结构问题，防止事故发生具有重要意义。此外，视觉系统的动态监测能力使得它能够实时跟踪和分析机器人在运动中的振动模式，从而为机器人的动态性能优化、智能感知以及环境交互提供了强有力的数据支持，使得机器人在执行任务时更加精准、高效。因此，机器人全局结构振动视觉测量系统不仅能够提升机器人的动态性能和作业效率，还能够为机器人的健康管理和智能控制提供强大的技术支撑。

在机器人技术快速发展的今天，对机器人运动的精确测量和控制显得尤为重要。全局振动测量作为评估机器人动态性能的关键环节，能够为机器人的设计、优化和维护提供重要数据。单目视觉技术作为一种经济、高效且易于实现的测量手段，已经在全局振动测量中展现出显著的优势。Lin 等^[39]针对单个摄像机进行非接触式全场振动测量的问题，提出单摄像机运动参数化单应性方法，基于二维数字图像相关(Digital Image Correlation, DIC)技术利用运动参数化单应性变换来估计每个感兴趣区域之间的图像变化，并在 Lucas-Kanade 算法框架下进行估计，从而获取对板结构等工程对象的全场二维振动测量。Teyssieux 等^[40]利用单个高速 CCD 相机和显微成像系统搭建测试平台，在频闪仪的照射下，获取试样不同位置的运动图像序列，并通过高效的亚像素计算方法，实现了悬臂梁的面内运动位移的全场测量和高频振动频率的精确测量。Javh 等^[41]通过使用单目视觉系统中的梯度基础光流方法，解决了在模式分析中对钢梁进行高精度全场二维位移测量的问题。研究显示即使在最大位移

幅度为 0.0008 像素的情况下，该方法也能成功的识别出了钢梁的振动模式。

双目视觉系统作为一种先进的视觉测量手段，能够提供丰富的空间信息和精确的位移数据，从而在全场结构振动测量中发挥重要作用。邓华夏^[42]采用双目立体视觉技术获取悬臂梁结构上有限测点的振动位移，通过模态扩展理论将有限测点的位移扩展为全局位移，并根据应变模态与材料力学中应变和位移的关系预测结构的全局应变。Shao 等^[34]提出了一种基于双目视觉和 KLT 光流法的先进方法，用于实现对悬臂梁等结构的无目标 3D 振动位移测量。通过钢悬臂梁振动测量实验，验证了所提出的基于视觉的三维振动位移测量方法的可行性。将该方法获得的振动位移响应与 LDVT 和 LTS 测量的振动位移响应进行了比较。结果表明，与传统传感器相比，基于视觉的方法获得的位移响应更准确，同时该方法更具成本效益，更容易实现精确的三维振动位移测量。

DIC 技术作为视觉测量系统中的关键技术，是一种基于数字图像处理的非接触式全场变形测量方法，能够提供高精度的模态变形和位移参数，实现对被测对象在散斑标识范围内的全场高分辨率振动测量。1989 年，Bruck 等首次提出了一种基于数字图像处理的全位移场振动测量方法，为利用随机散斑图案进行振动测量奠定了理论基础。有研究^[43]对 SLDV 和 DIC 方法在全场振动模式测试中的表现进行了对比分析。实验结果表明，DIC 方法相比 SLDV 法具有更低的成本和更高的采集效率，同时验证了其在全场振动测量中的有效性。Puustinen^[44]利用两台低速相机进行动态立体 DIC 测量，对薄板的自由振动进行了测量，成功的提取出了薄板的全场振动模式。San 等^[45]利用 3D-DIC 方法和高速数码相机，构建了机翼在预定固有频率下振动时的模态振型。DIC 方法得到的模态振型与激光位移传感器得到的模态振型吻合较好。这些结果为轻量结构（如轻质机械臂）的模态分析以及使用 DIC 构建模态振型提供了一种方法。Qian 等^[46]提出了一种基于 DIC 和双目立体视觉的非接触式测量方法，用于精确测量受迫振动下悬臂梁的全场变形和应变，实验平台如图 1-4 所示，通过引入径向基函数优化相关性匹配，并使用标记监测激励源的动态，实现坐标系的准确转换和纯变形的提取。实验结果表明，该方法能有效测量不同频率下的悬臂梁变形，验证了测量技术在动态特性分析中的可靠性和有效性。Poozesh 等^[47]提出了一种使用动态空间数据拼接的多相机测量系统（两个双目

相机立体视觉系统), 使用 3D-DIC 方法对风力发电机叶片表面的全场测量, 实验验证该方法能够测量结构体在大区域内的全场应变和位移。

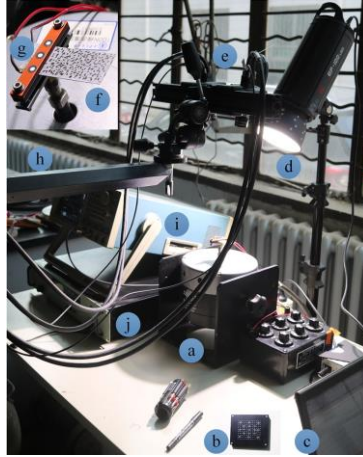


图 1-4 双目视觉测量悬臂梁的全场变形和应变^[46]

可以发现, 基于视觉系统和 DIC 法为获取机器人全局结构振动数据提供了有效途径。视觉系统能够捕捉机器人的图像信息, 通过对这些图像的分析处理, 可以获取机器人在不同状态下的外观特征, 从而准确测量出机器人全局结构的微小振动变化, 为深入研究机器人的动态特性和性能优化提供了重要的数据支持。

1.3 主要内容与结构安排

准确测量机器人振动是评价机器人动静态性能的重要组成部分。通过振动分析, 可以揭示机器人的动态响应特性, 优化控制算法和机械设计, 提高精度与稳定性。本文重点关注视觉测量技术在机器人结构振动测量方面的运用, 针对机器人振动视觉测量, 搭建了视觉测量系统, 设计了机器人结构振动视觉测量方案, 完成了机器人结构振动的测量与分析。

本文深入研究和探讨了基于视觉的机器人全局结构振动测量、信号获取、振动特性分析处理方法, 并搭建了相应的视觉测量实验系统。首先, 利用双目视觉和 3D-DIC 技术获取机器人振动的位移数据; 然后, 对获取的机器人振动数据进行信号降噪处理; 最后, 通过直角坐标机器人运动测量、柔性臂及多臂机器人振动测量实验对视觉测量方法和数据处理方法的有效性进行一系列试验验证。

本文共分为六个章节, 文章组织结构图如图 1-5 所示, 具体安排如下:

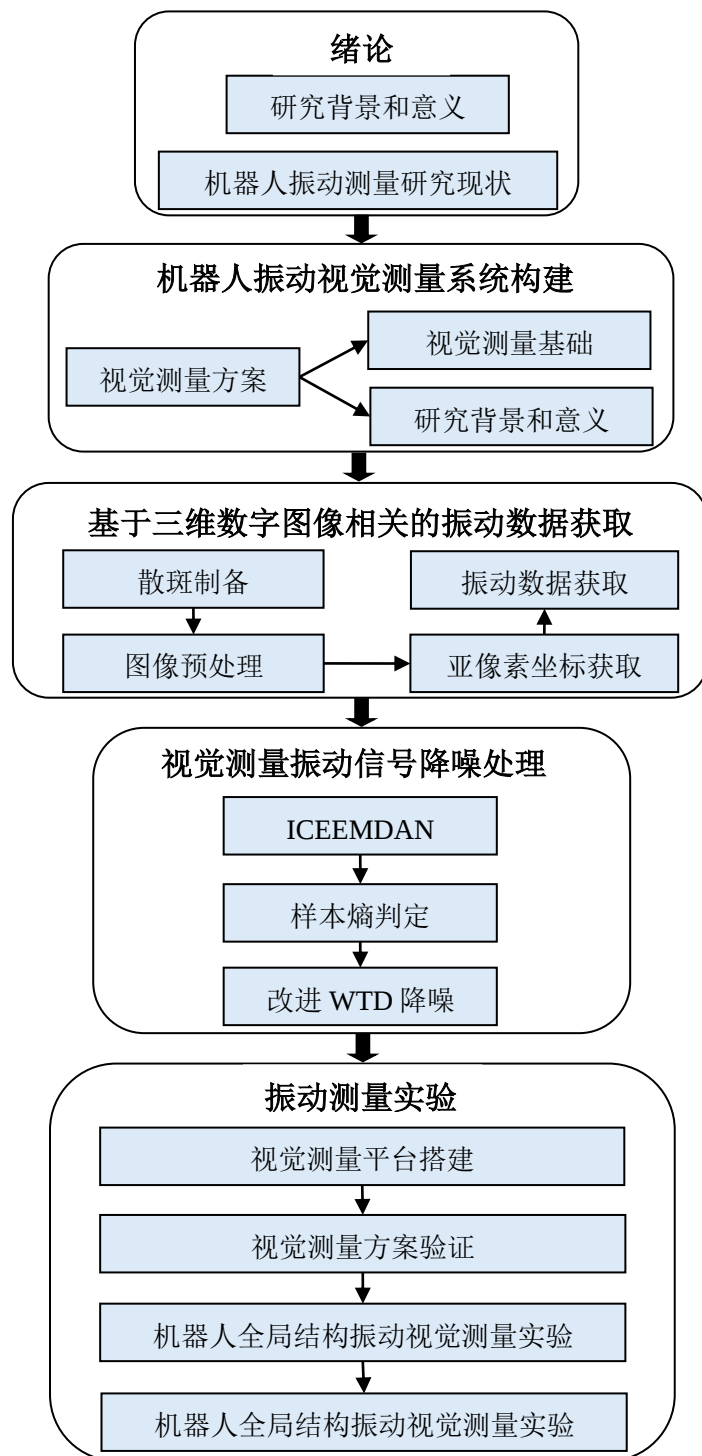


图 1-5 文章组织结构图

第一章，绪论。阐述论文的研究背景、目的和意义，分析机器人振动测量方法的研究现状，探讨视觉测量方法的优势及将其引入机器人振动测量领域的主要研究问题，并给出自己的研究思路。

第二章，机器人振动视觉测量系统构建。构建基于双目视觉的机器人结构

振动测量方案，分析了基于视觉的振动测量过程，论述了视觉测量过程中的部分重点工作的实现过程，为后续研究奠定基础。

第三章，基于 3D-DIC 的振动数据获取。系统阐述 DIC 技术的测量原理，详细介绍散斑制备、图像预处理、基于零均值归一化平方差和（Zero-mean Normalization Sum Of Squared Differences, ZNSSD）模板匹配与双线性插值的联合算法提取目标亚像素坐标及振动数据获取内容，实现机器人振动位移的亚像素级高精度提取。

第四章，视觉测量振动信号降噪处理。研究视觉测量振动信号特征提取过程，提出基于视觉获取的振动数据降噪方法。利用改进的自适应噪声完全集成经验模态分解（Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition With Adaptive Noise, ICEEMDAN）算法对信号进行分解，通过引入样本熵方法，增强对噪声信号的识别能力，结合改进的小波阈值去噪（Wavelet Threshold Denoising, WTD）方法，对包含噪声的固有模态函数（Intrinsic Mode Function, IMF）分量进行有效过滤，从而提取含噪信号的有效成分，完成振动信号的高效降噪。

第五章，振动测量实验。介绍视觉测量系统的硬件架构及其关键设备，并设计实验方案用于验证该系统的有效性。通过控制机器人主动运动，利用所搭建视觉系统测量机器人运动数据，将所提视觉测量方法获取的数据与机器人的实际运动数据进行对比分析，验证所提方法获取振动数据的准确性。同时，针对单柔性臂和双柔性臂机器人开展振动测量综合实验，将单柔性臂、双柔性臂的实验模态数据与 ANSYS 仿真结果对比，验证所提方法的有效性。为进一步说明视觉测量的效果，控制六自由度机器人运动模拟多自由度振动，并将多臂机器人振动数据与机器人实际运动数据对比分析，验证测量效果。最后，通过机器人高动态工况和强环境干扰实验验证所提视觉测量方法具有较强的适应性和鲁棒性，适用于实际工业生产中的复杂应用场景，为其在工业领域的广泛应用提供了有力的技术支撑和理论依据。

第六章，总结本文的主要工作以及取得的成效，对研究工作的不足进行介绍，并提出进一步完善工作的展望。

第2章 机器人振动视觉测量系统构建

为实现机器人结构振动的观测，本文首先构建了基于视觉的测量方案；其次，分析了基于视觉的振动测量过程；最后，对视觉振动测量过程中关键环节依托的基础理论进行了推导。

2.1 视觉测量方案

基于视觉的振动测量方案根据采用的相机数目可以分为单目视觉、双目视觉和多目视觉（2个以上相机），其中利用双目和多目视觉测量目标三维信息的视觉系统又称为立体视觉系统^[48]。单目视觉具有成本低廉和系统结构简单的特点，适用于对成本和系统复杂度有限制的应用场合，但由于缺少视差信息，仅适用于平面测量任务。立体视觉系统可用于空间测量任务，多目视觉相较于双目视觉尽管在精度和鲁棒性方面表现更优，但由于需要多个相机同步采集、标定复杂度高、计算量大等局限，应用范围不广泛；双目视觉能够提供对机器人的全局结构三维振动信息的测量，且系统结构简单，适合于需要全面了解机器人整体振动情况的场合。

双目视觉系统依据两个摄像机的空间位置结构不同，通常分为平行式双目相机和汇聚式双目相机两种类型。在平行式双目相机中，两个摄像机的光轴保持平行，这种结构便于进行水平视差的计算；而在汇聚式双目相机中，两个摄像机的光轴相交于一点，能够适应更广泛的场景和视角。这两种双目相机配置各有优势，适用于不同的应用场景，平行式双目相机适合在深度范围较广的场景中进行精确的深度测量，例如室外距离测量和立体视觉导航。相比之下，汇聚式双目相机更适合近距离物体检测或深度变化较小的场景，能提供清晰准确的图像数据，从而支持物体的识别与定位。此外，汇聚式双目相机的摆放位置较为灵活，不受严格的空間限制，能够实现较大的重叠视野，捕捉更丰富的场景细节，进一步提升了其在多种应用场景中的实用性和性能。

根据技术原理，目前常用的视觉振动测量方法主要分为三类：数字图像相关方法、目标跟踪法和光流法。目标跟踪法适用于数十米级大型结构的振动测量，但其对目标物特征依赖性高，在目标特征不明显或环境复杂时易导致跟踪

失效；光流法则无需安装标志物且不依赖被测物表面特殊特征，对被测对象尺寸大或难以接近的场合具有优势，但其抗干扰能力弱，易受噪声、光照变化影响，鲁棒性较差；相比之下，DIC 技术通过分析图像灰度场的几何相关性计算位移，既不依赖目标物特定特征，也不受光照变化干扰，具有高精度全场测量能力。

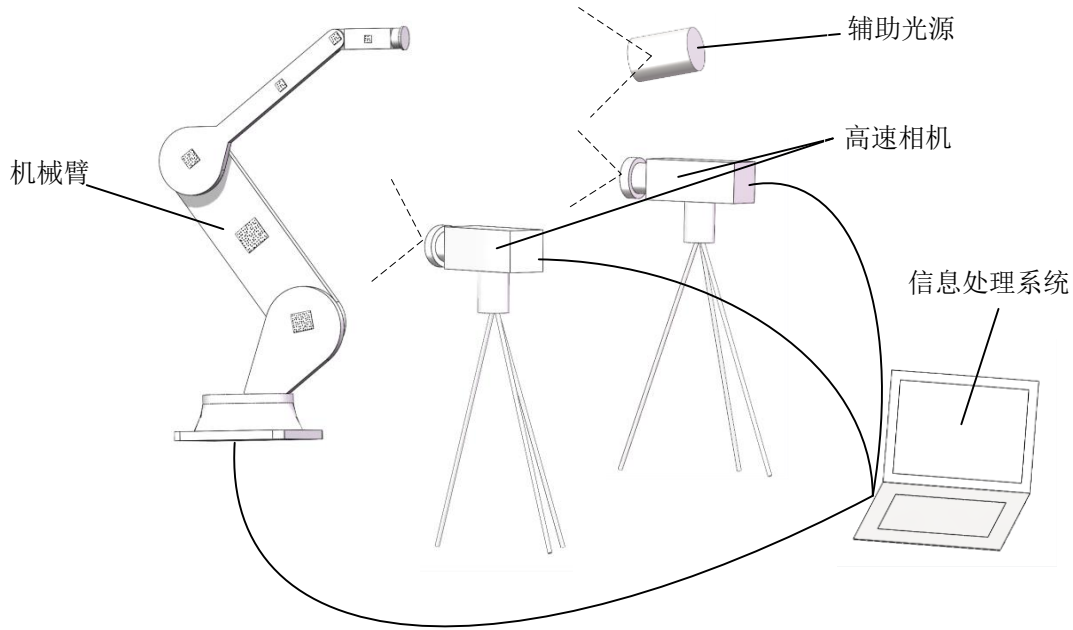


图 2-1 基于视觉的机械臂全局结构振动测量系统示意图

为实现工业机械臂全局结构振动的准确测量，本研究提出一种基于视觉的机械臂全局结构振动测量系统，如图 2-1 所示。该系统由被测对象机械臂、双目高速立体视觉系统、信息处理系统以及视觉测量辅助单元（如辅助光源、支架等）组成。在测量过程中，利用计算机生成散斑图案并将其粘贴到机器臂被测结构表面，通过汇聚式双目相机快速采集机器臂运动过程中带有散斑图像的信息，经信息处理系统进行图像预处理并使用 DIC 法实现机器人振动位移的亚像素级高精度提取和三维重构等操作，获取机械臂全局结构的全场三维位移信息，进而提取其合位移振动数据。

2.2 视觉测量振动过程

对于上述系统，视觉测量振动过程如图 2-2 所示。视觉系统同步采集包含散斑标志的机械臂上图像信息，通过追踪散斑标识的运动，实现机械臂结构振动行为观测。为实现振动测量，要求能够从散斑标识中提取机械臂的空间位置

信息，并转换为振动位移数据。

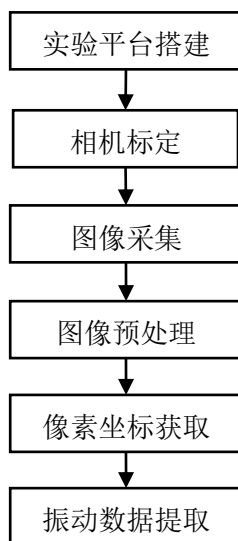


图 2-2 视觉测量振动过程

视觉测量振动过程的具体步骤如下：

(1) 实验平台搭建

在实验开始前，需调整相机位置，使其视野范围充分涵盖机器人运动区域，并尽可能使相机成像平面与被测物体表面保持平行，以减少成像畸变，提升测量精度；随后，调节镜头焦距以实现成像清晰，避免因焦距不当导致的模糊或失真；为保障机器人运动过程中图像质量的稳定性，启用辅助光源，并采用正向补光方式，调整光强，维持机器人运动时光照均匀且稳定，降低光照变化对图像质量的影响；最后，设置相机帧率，以满足捕捉快速振动信号的需求，确保能够准确记录机器人在振动过程中的微小位移变化。图 2-3 为视觉测量实验平台。



图 2-3 视觉测量实验平台

（2）相机标定

在视觉振动测量系统的标定过程中，采用 3D-DIC 软件自带的标定功能对系统进行精确校准。标定所使用的参考物为图 2-4 所示的圆形标定板，其规格为 12×9 ，圆点间距为 45mm。通过标定，可以获取包括相机内参数（焦距、主点坐标）和外参数（旋转矩阵、平移向量）在内的视觉系统测量参数。

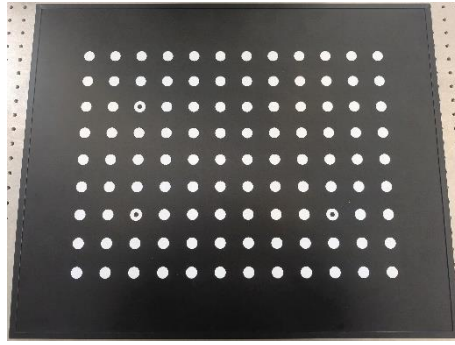


图 2-4 圆形标定板

（3）图像采集

使用两个高速相机对机器人进行拍摄，获取其在振动或运动过程中的连续图像序列。每帧图像都记录了机器人在特定时刻的位置和姿态信息。这些图像将作为后续处理的基础，其质量和数量直接影响到振动测量的准确性和可靠性。图 2-5 为图像采集系统。



图 2-5 图像采集系统

（4）图像预处理

使用高斯滤波来对图像进行预处理，能够有效平滑图像，去除高频噪声，同时保持图像的整体轮廓。图 2-6 展示了滤波处理前后图像的对比效果。

（5）像素坐标获取

选用一阶形函数来描述参考图像与变形图像之间匹配像素点的坐标关系，

并结合 ZNSSD 模板匹配算法进行整像素坐标获取，同时使用双线性插值算法提高位移信号提取精度，实现振动位移的亚像素坐标提取。

(6) 振动数据提取

结合预先标定的相机参数及其相对位置关系，通过三维重建技术，进一步计算得到待测点在三维空间中的坐标。根据变形前后待测点的三维坐标，计算并获得待测点的振动合位移数据。

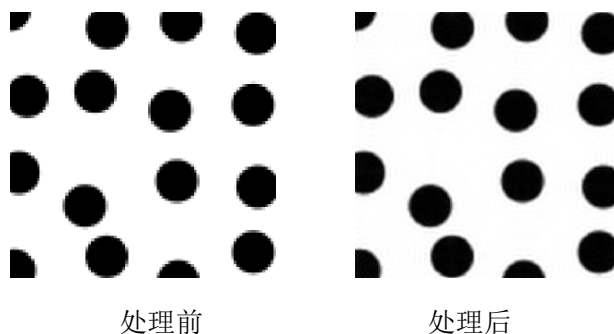


图 2-6 图像处理前后对比图

2.3 视觉测量基础

2.2.1 相机成像模型

相机成像的基本原理被称为“小孔成像”，也叫中心投影，是视觉领域的基础模型。在光学中，该模型依据光线沿直线传播的理论，清晰描述了相机如何成像。物体表面反射的光线通过小孔投射到成像平面上，形成物体的影像。如图 2-7 所示，空间中的点 P 通过投影过程，在成像平面上对应点为 P' 。此时，成像平面和小孔（光心）之间的距离即为焦距，通常表示为 f 。

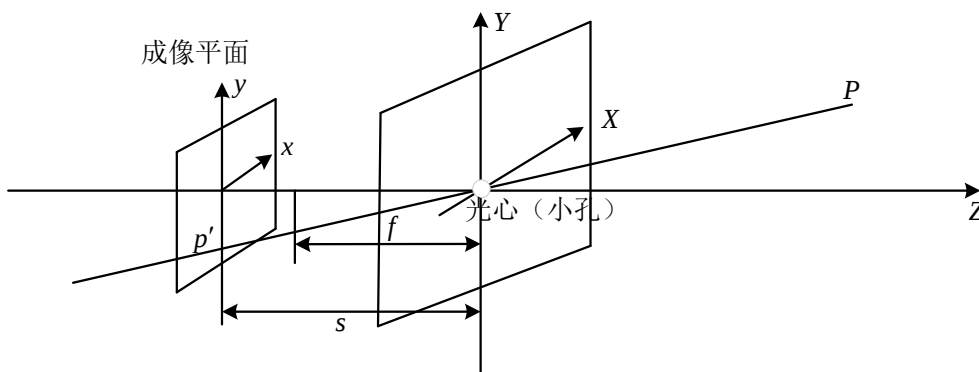


图 2-7 相机成像模型

在相机成像模型基础上，通过建立像素坐标系、图像坐标系、相机坐标系

和世界坐标系之间的关系来描述相机的成像过程，坐标系转换关系如图 2-8 所示。

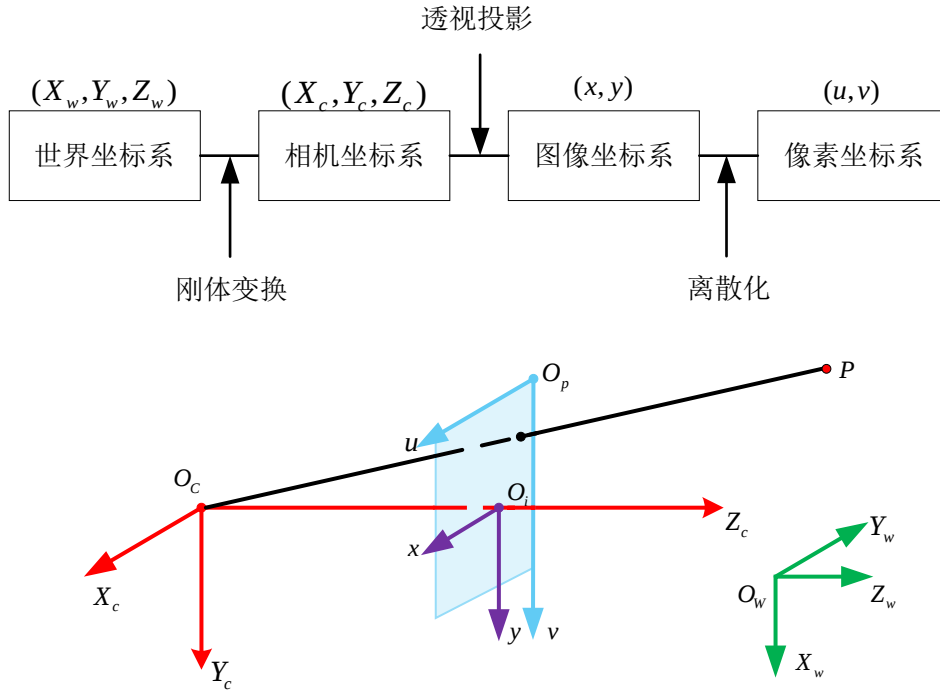


图 2-8 坐标系转换关系

点 $P(X_w, Y_w, Z_w)$ 在世界坐标系中与点 $q(u, v)$ 在像素坐标系中的转换关系可以表述为：

$$\begin{aligned}
 s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & 1/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ O^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} \alpha_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T \\ O^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = K [R|t] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-1)
 \end{aligned}$$

上式 s 是比例因子； $\alpha_x = f/d_x$ 、 $\alpha_y = f/d_y$ 为相机尺度因子； K 是相机的内参矩阵，数值取决于尺度因子 α_x 、 α_y 和像素坐标 u_0 、 v_0 ； R 、 t 是相机的外参矩阵，由相机和世界坐标系的相对位置决定；内参矩阵与外参矩阵合并就得到相机的投影矩阵 M ，其表达了三维空间信息到二维图像信息的转换过程，即相机成像模型。

2.2.2 双目视觉测量基础

双目视觉系统是模拟人类的双眼来感知三维世界的。根据三维重建的基本原理，当空间中的点 P 在左右两个相机的成像平面上分别投影为点 P_l 和 P_r 时，只要已知两个相机的内部参数以及它们之间的相对位置，便可以通过图像上的对应点 P_l 和 P_r 来计算出该空间点 P 的三维坐标。如图 2-9 为三维重建示意图。

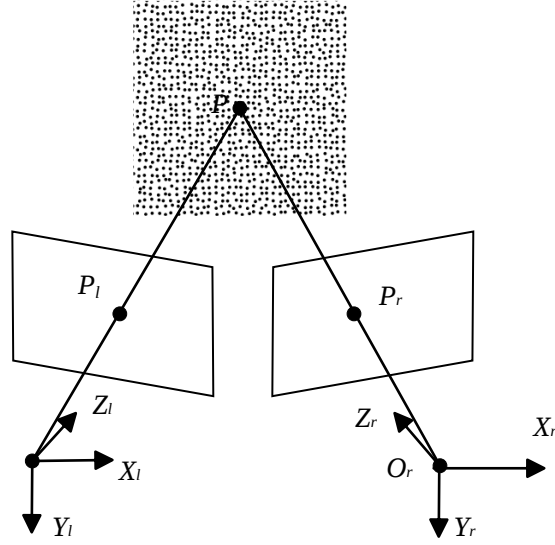


图 2-9 三维重建示意图

通过设定世界坐标系与左相机坐标系重合，可得：

$$S_l \begin{bmatrix} u_l \\ v_l \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{lx} & 0 & u_{l0} \\ 0 & \alpha_{ly} & v_{l0} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

$$S_r \begin{bmatrix} u_r \\ v_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{rx} & 0 & u_{r0} \\ 0 & \alpha_{ry} & v_{r0} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_r \\ Y_r \\ Z_r \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

上式各参数含义为： S_l 、 S_r 是比例因子； α_{lx} 、 α_{ly} 和 α_{rx} 、 α_{ry} 代表左右相机归一化焦距； (u_{l0}, v_{l0}) 、 (u_{r0}, v_{r0}) 代表左右相机主点坐标； (X, Y, Z) 、 (X_r, Y_r, Z_r) 代表空间点 P 的左右相机坐标；左右图像中的投影点 P_l 、 P_r 对应的像素坐标是 (u_l, v_l) 、 (u_r, v_r) ；左右相机的坐标系 $O_l - X_l Y_l Z_l$ 和 $O_r - X_r Y_r Z_r$ 相对位置关系可以通过欧式变换转化：

$$\begin{bmatrix} X_r \\ Y_r \\ Z_r \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + t \quad (2-4)$$

上式 R 代表旋转矩阵, t 代表平移向量, 是由相机标定得出; 通过以上公式, 可以求得左右相机的像点 P_l 和 P_r 的转换关系:

$$s \begin{bmatrix} u_r \\ v_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{rx} & 0 & u_{r0} \\ 0 & \alpha_{ry} & v_{r0} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z(u_l - u_{l0}) / \alpha_{lx} \\ Z(u_l - u_{l0}) / \alpha_{ly} \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

由此, 可以计算得到三维空间点 P 的坐标为:

$$\begin{cases} X = Z \frac{u_l - u_{l0}}{\alpha_{lx}} \\ Y = Z \frac{u_l - u_{l0}}{\alpha_{ly}} \\ Z = \frac{t_x - \frac{u_r - u_{r0}}{\alpha_{rx}} t_z}{\frac{u_r - u_{r0}}{\alpha_{rx}} (Ar_{31} + Br_{32} + r_{33}) - (Ar_{11} + Br_{12} + r_{13})} \end{cases} \quad (2-6)$$

通过以上分析可知, 想要求得一点的空间三维坐标需要知道: 相机的内部参数和一对匹配的像点像素坐标, 以及左右相机的位置参数。

2.2.3 双目相机标定

相机标定是视觉测量中至关重要的步骤, 旨在准确获取相机的内参和外参, 从而建立物点与图像点之间的几何关系。双目相机系统的标定分为两步: 首先分别对左、右相机进行单独标定, 获得各自的内参和外参; 然后利用这些参数标定整个系统, 计算出描述左右相机相对位置和姿态的旋转矩阵 R 和平移矢量 t , 从而确定系统的结构。

设空间任意一点 P 在世界坐标系, 左、右相机坐标系中的坐标分别为 P_w , P_l 和 P_r , 则相机坐标系与世界坐标系的对应关系可得式

$$\begin{cases} P_l = R_l P_w + t_l \\ P_r = R_r P_w + t_r \end{cases} \quad (2-7)$$

其中: R_l , t_l 分别为左相机的旋转矩阵和平移向量; R_r , t_r 分别为右相机

的旋转矩阵和平移向量，由上式可得左右相机的转换关系式如下

$$P_l = R_l R_r^{-1} P_r + t_l - R_l R_r^{-1} t_r \quad (2-8)$$

令 $R = R_l R_r^{-1}$ ， $t = t_l - R t_r$ ，得到左右相机之间的相对关系

$$P_l = R P_r + t \quad (2-9)$$

联立（2-11），（2-12）即可得到左右相机之间的位姿关系 R 、 t 的数学表达式

$$\begin{cases} R = R_r R_l^{-1} \\ t = t_r - R t_l \end{cases} \quad (2-10)$$

2.4 本章小结

本章针对工业机器人全局结构振动测量问题，构建基于双目视觉的测量方案，分析了基于视觉的振动测量过程，论述了视觉测量过程中的部分重点工作的实现过程，为后续研究奠定基础。

第 3 章 基于三维数字图像相关的振动数据获取

数字图像相关法是一种基于非接触式高精度全场光学测量技术，主要应用于微位移场与微应变场的定量分析。该方法融合近场摄影测量学、数字图像处理技术及光测力学原理，其技术特征体现在通过高速视觉系统动态记录结构表面散斑标识在振动激励下的时序变化，并基于模板匹配算法提取目标的位移信息，最终实现振动模态参数（频率、振幅）的非接触式动态测量。

三维数字图像相关法是基于双目立体视觉原理，通过双相机同步采集、立体匹配及三维重建技术，实现曲面物体全场位移的非接触式测量，其通过引入空间几何约束克服了单目二维数字图像相关法的离面位移无法测量的局限，极大地拓展了其在实际工程测量中的应用范围。

3.1 数字图像相关法测量原理

DIC 是一种光学测量技术，通过对比物体表面变形或位移前后的图像，进行相关性计算以得出变形量或位移。测量时，在被测物体表面喷涂或粘贴散斑，形成独特空间纹理，满足相关计算要求。本文聚焦于基于 DIC 的双目视觉测量系统，即三维数字图像相关方法。

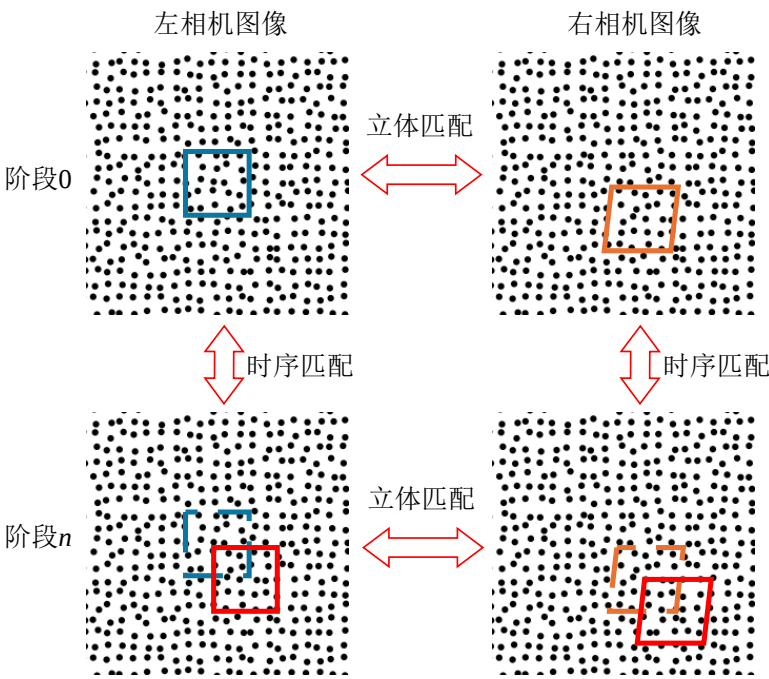


图 3-1 数字图像相关方法的测量原理

DIC 的测量原理如图 3-1 所示，系统由两台相机构成，分别在时刻 0 和时刻 n 采集被测物体的初始状态和变形状态的图像。在立体匹配过程中，左相机图像作为参考，通过选择子区域并在右相机图像中进行相关性计算，找到与参考图像最相似的区域，并确定该区域中心点作为目标相关点。在时序匹配中，左右相机的初始图像分别作为参考，通过选择子区域并在不同时间的图像中进行相关性搜索。DIC 通过相关系数量化变形前后图像的相似度。

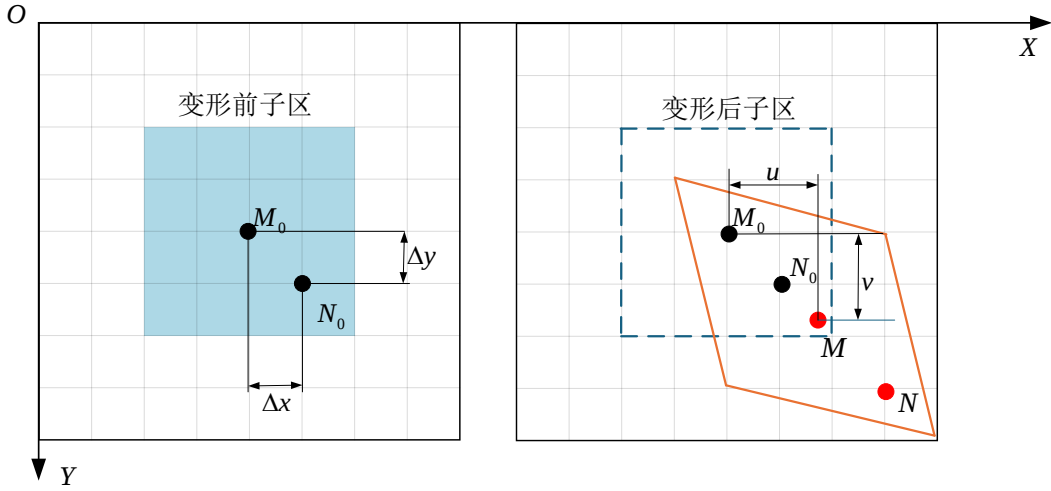


图 3-2 形函数模型

由上图可知，变形前后子区中心点 M_0 与 M 的坐标关系为：

$$\begin{cases} x = x_0 + u \\ y = y_0 + v \end{cases} \quad (3-1)$$

变形前子区内任意点 N_0 与中心点 M_0 的关系可表示为：

$$\begin{cases} x_0' = x_0 + \Delta x \\ y_0' = y_0 + \Delta y \end{cases} \quad (3-2)$$

设变形后任意点 N 相对于点 N_0 在 X 和 Y 轴方向的位移为 u' 、 v' ，则 N_0 和 N 的位置关系可以表示为：

$$\begin{cases} x' = x_0 + u' \\ y' = y_0 + v' \end{cases} \quad (3-3)$$

由于试件变形伴随剪切和拉伸，用位移及位移的一阶偏导数来表示 u' 、 v' ：

$$\begin{cases} u' = u + \frac{\partial u}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial u}{\partial y} \Delta y \\ v' = v + \frac{\partial v}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial v}{\partial y} \Delta y \end{cases} \quad (3-4)$$

将式 (3-4) 代入式 (3-3) 可得：

$$\begin{cases} x' = x_0 + u + \frac{\partial u}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial u}{\partial y} \Delta y \\ y' = y_0 + v + \frac{\partial v}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial v}{\partial y} \Delta y \end{cases} \quad (3-5)$$

上述公式为数字图像相关计算的一阶形函数，适用于描述刚体平移、拉伸和剪切变形。然而，在复杂应力条件下，例如出现梯形变形时，一阶形函数无法精确计算，此时需要采用包含更多参数的二阶形函数，以更准确地近似子区变形模型。二阶形函数可表示为：

$$\begin{cases} x' = x_0 + u + \frac{\partial u}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial u}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \Delta x^2 + \frac{\partial^2 u}{\partial x \partial y} \Delta x \Delta y + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \Delta y^2 \\ y' = y_0 + v + \frac{\partial v}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial v}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} \Delta x^2 + \frac{\partial^2 v}{\partial x \partial y} \Delta x \Delta y + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} \Delta y^2 \end{cases} \quad (3-6)$$

二阶形函数模型通过引入二阶位移梯度，将变形参数从一阶形函数的 6 个增加到 12 个，虽然提升了模型的精度，但也使得模型复杂度增加，方程求解难度和计算时间相应提高。在实际应用中，应根据分析需求和计算资源合理选择形函数的阶数，通常情况下，采用一阶形函数来表征物体的变形是足够的^[49]。本文选用一阶形函数来描述参考图像与变形图像之间匹配像素点的坐标关系。

3.2 振动数据获取

三维数字图像相关法通过使用两台固定相机从不同视角拍摄被测物体表面在变形前后所形成的数字图像来提取全场位移数据。首先，对采集的散斑图像进行预处理，以优化图像质量并提高后续计算精度。接着，采用图像匹配算法，计算出变形前后图像中待测点的二维图像坐标。然后，结合预先标定的相机参数及其相对位置关系，通过三维重建，进一步计算得到待测点在三维空间中的坐标。最后，通过变形前后待测点的三维坐标，计算并获得待测点的合位

移数据。

3.2.1 散斑制备

在使用 DIC 算法时，散斑制备是测量位移与应变的关键基础。由于 DIC 算法通过分析试件表面图像灰度分布的变化来反演变形信息，其表面需具备随机、黑白相间的散斑。这种随机纹理在变形过程中会产生可追踪的灰度模式变化，算法通过匹配变形前后散斑的统计相关性，即可实现全场位移与应变场的量化表征。常用的散斑图具有以下四种：

（1）自然散斑：某些物体表面如石材、木材等自然具有的明暗对比特征，可以作为散斑使用。

（2）人工散斑：通过喷漆、模具镂空喷涂、转印贴等方式在试件表面制作的散斑。

（3）激光散斑：由激光照射漫反射表面后干涉产生的散斑图，广泛应用于信息处理、天文物理、工业测量和生命科学等领域。

（4）计算机生成散斑：利用软件系统生成标准散斑图样，可以控制散斑点的大小、数目、中心位置等特征，并且可以控制噪声水平，适用于一些定量的实验分析。

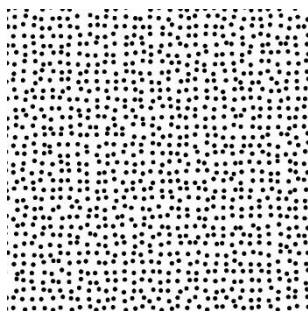


图 3-3 散斑标识

本文选用计算机生成散斑作为实验所用的散斑标识，如图 3-3 所示，该散斑具有以下具体情况：散斑图案由直径为 30.0 像素的黑色圆点构成，这些圆点均匀分布在 2000×2000 像素的白色背景图像上，圆点的分布密度设定为 50%，意味着圆点之间的平均距离大约是圆点直径的两倍，从而确保了散斑图案的适当覆盖率和可辨识度。此外，图案生成过程中应用了抗锯齿技术，以减少边缘锯齿效应，使得圆点边缘更加平滑。这种散斑图案的设计旨在模拟真实世界中由激光或其他光源产生的散斑效果，为实验提供稳定且可控的视觉纹

理，以便于进行后续的图像处理和分析工作。

3.2.2 图像预处理

图像去噪是图像预处理中的重要环节，其目的在于去除图像中的无关信息，凸显关键信息。在尽可能保留图像细节特征的前提下，通过有效去除图像中的高频噪声和细节波动，实现图像的平滑处理。在本文中，使用高斯滤波来对图像进行预处理，高斯滤波是一种基于高斯函数的线性平滑滤波器，能够有效平滑图像，去除高频噪声，同时保持图像的整体轮廓。高斯滤波的数学表达式为：

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-\mu)^2 + (y-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3-7)$$

其中， x 和 y 表示像素坐标， μ 表示均值，通常取 0， σ 表示标准差，决定了滤波器的宽度和平滑效果。标准差越小，滤波器越窄，平滑效果越弱，图像越清晰；标准差越大，滤波器越宽，平滑效果越强，图像越模糊，本文 σ 取 1.5，使图像在达到降噪效果的同时又不会变的模糊。这种滤波对于改善图像质量、突出重要特征以及为后续处理步骤准备方面具有显著效果。

3.2.3 亚像素坐标获取

数字图像相关方法的核心计算流程包含整像素匹配与亚像素优化两个阶段。其中，整像素匹配常采用灰度模板匹配算法实现，其技术原理可归纳为：选取未变形散斑图像作为基准模板，在模板表面按均匀网格化分布并选取匹配节点集。针对每个节点，截取固定尺寸的参考子区作为灰度特征比对单元，通过定义相关性函数并迭代优化变形参数，在变形后的目标图像中定位最优匹配子区，从而获取节点位移整像素值。如图 3-4 所示，该算法通过将 $w \times h$ 像素的模板图像放置在 $W \times H$ 像素的目标图像上执行全局遍历，利用滑动窗口机制逐像素计算区域相关系数，生成一个相关系数矩阵，根据所选用的相关函数性质，可以确定匹配程度最高的位置，即相关系数最大或最小的位置。

相较于绝对误差和（Sum Of Absolute Differences, SAD）模板匹配算法和误差平方和（Sum Of Squared Difference, SSD）模板匹配算法对光照强度较为敏感的问题，ZNSSD 模板匹配算法通过引入图像的零均值化和归一化操作，能够有效降低光照变化和图像噪声的干扰。ZNSSD 函数表达式如下：

$$C_{ZNSSD} = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N \left[\frac{f(x_i, y_j) - f_m}{\sqrt{\sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N [f(x_i, y_j) - f_m]^2}} - \frac{g(x_i, y_j) - g_m}{\sqrt{\sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N [g(x_i, y_j) - g_m]^2}} \right]^2 \quad (3-8)$$

式中， f_m 和 g_m 分别为参考和变形窗口对应的灰度平均值。 $f(x_i, y_j)$ 和 $g(x_i, y_j)$ 分别表示两个图像区域在位置 (x_i, y_j) 的像素值， N 表示考虑的邻域大小，在以 (x_i, y_j) 为中心的 $(2N+1) \times (2N+1)$ 区域， f_m 和 g_m 的计算公式如下：

$$f_m = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{x=-N}^N \sum_{y=-N}^N [f(x_i, y_j)]^2 \quad (3-9)$$

$$g_m = \frac{1}{(2N+1)^2} \sum_{x=-N}^N \sum_{y=-N}^N [g(x_i, y_j)]^2 \quad (3-10)$$

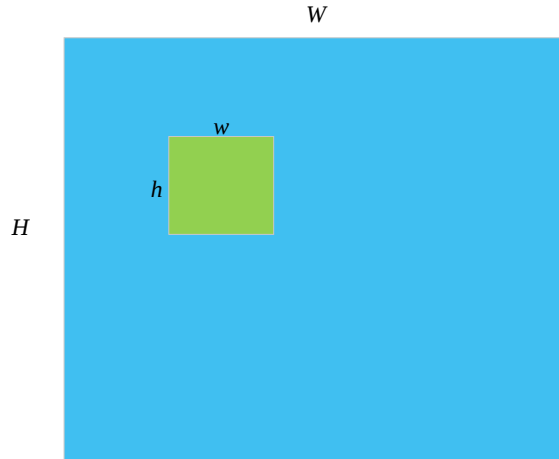


图 3-4 匹配图像

ZNSSD 的模板匹配算法可用于提取目标的位移信息。该算法通过计算两图像块的 ZNSSD 值来评估其相似性，ZNSSD 值越小，相似度越高。其基本原理为：首先在参考图像中选定目标区域作为模板，并在目标图像中设定一个包含目标可能位置的搜索区域。通过逐像素移动模板，计算每个位置的 ZNSSD 值，形成相似度矩阵。矩阵中 ZNSSD 值最小的位置即为模板在下一帧中的最佳匹配位置，通过对比模板的位置坐标，可计算目标的位移。

然而，ZNSSD 模板匹配算法仅能提取整像素级别的位移，当目标位移落在亚像素位置时，其精度受限。为此，本文结合双线性插值算法与 ZNSSD 模板匹配算法，以提高位移信号提取精度。即使用 ZNSSD 模板匹配算法提取的

数值完成双线性插值，然后通过双线性插值算法得到的函数计算出理想的非整数坐标，进而实现振动位移的亚像素提取。双线性插值算法的核心思想是利用周围四个最近邻像素点的值，通过加权平均来估计目标位置的像素值。

在双目视觉振动测量系统中，双线性插值作为一种典型的一阶连续插值方法，过程如下：设未知函数 f 在待插值点 $P(x, y)$ 位于图像平面内的非整数坐标位置，其周围四个整数邻域点为 $Q_{11}(x_1, y_1)$ 、 $Q_{12}(x_1, y_2)$ 、 $Q_{21}(x_2, y_1)$ 、 $Q_{22}(x_2, y_2)$ 。

双线性插值分两步进行，首先在 x 方向进行线性插值，得到

$$f(x, y_1) = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{11}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{21}) \quad (3-11)$$

$$f(x, y_2) = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{12}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{22}) \quad (3-12)$$

然后在 y 方向进行线性插值，得到

$$f(x, y) = \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} f(x, y_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} f(x, y_2) \quad (3-13)$$

最终得到非整数坐标 (x, y) 的灰度值，实现亚像素级别的精度。

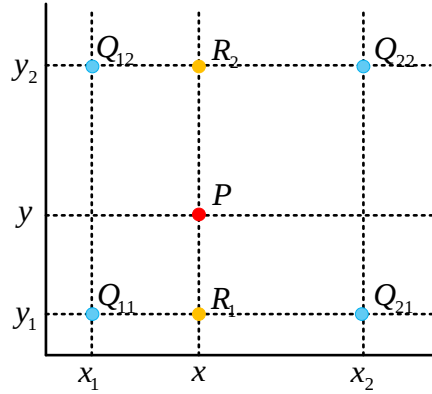


图 3-5 双线性插值数学模型

3.2.4 振动数据提取

根据三维数字图像相关的测量流程可知，在选取感兴趣区域（Region of Interest, ROI）之后，利用数字图像相关进行实际计算时通常将参考图像中间的待计算区域划分成虚拟网格形式，通过计算每个网格节点的位移以得到全场的位移信息，网格节点间距（计算步长）通常取在 2-10 像素之间，本文网格

点的间距取在 7 像素。如图 3-6 所示为划分的网格图。

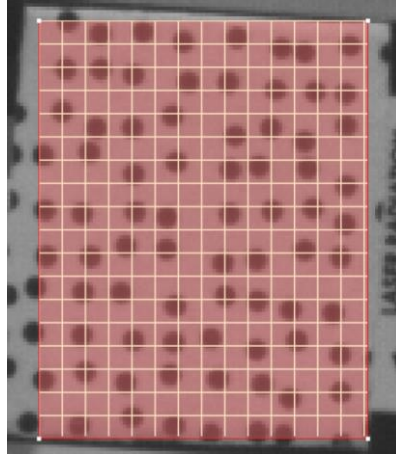


图 3-6 网格划分图

三维重建完成后，通过获取的散斑区域各网格节点的三维坐标，计算出被测物体各个时刻的位移，提取其振动信息。假设在初始时刻 T_0 时，节点 P_j 的三维坐标为 (X_{0j}, Y_{0j}, Z_{0j}) ，由于机器人的振动， T_i 时刻节点 P_{ij} 的三维坐标为 (X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij}) 。设 T_i 时刻点 P_{ij} 的面外位移为 D_{zij} 、面内 X 轴方向的位移为 D_{xij} ，面内 Y 轴方向的位移为 D_{yij} ，则面内、外位移的表达式为

$$\begin{cases} D_{xij} = X_{ij} - X_{0j} \\ D_{yij} = Y_{ij} - Y_{0j} \\ D_{zij} = Z_{ij} - Z_{0j} \end{cases} \quad (3-14)$$

文献^[50]提到，由于两个相机构成的平面和水平面有一个微小的误差，机器人的位移数据并不能单纯依据视觉测量的直接结果，即任意一轴的位移都会分解为三轴的分位移，如图 3-7 所示。

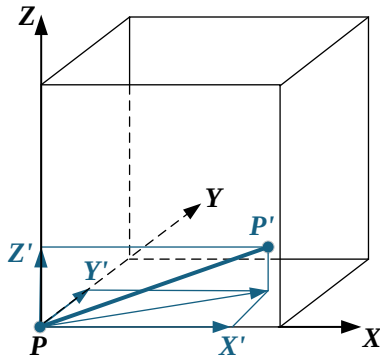


图 3-7 位移矢量图

图中， X 、 Y 、 Z 轴为世界坐标系， P 和 P' 为任意一点振动时的初始位置

和测量位置， PX', PY', PZ' 为 PP' 在三轴的分位移，即 $D_{xij} = PX', D_{yij} = PY', D_{zij} = PZ'$ 。如果将测量得出的 D_{xij} 、 D_{yij} 、 D_{zij} 通过合位移的计算方式，则可以还原出该点真实的振动位移。

合位移的计算基于三维空间中各向位移分量的矢量合成。在本文中， T_i 时刻点 P_{ij} 的合位移 D_{tol} 的计算公式为：

$$D_{tol} = \sqrt{D_{xij}^2 + D_{yij}^2 + D_{zij}^2} \quad (3-15)$$

可见，网格点的振动信息是通过该点三维坐标的变化来反映的，我们可以依据该求解方式求出所有网格节点在每一时刻的位移情况。

设所取 ROI 区域内共有 n 个网格节点，提取所有节点在每个时刻的三维坐标，再取每个时刻所有节点坐标的平均值作为该区域内此时刻的振动信息，即：

$$\left\{ \begin{array}{l} DX_i = \frac{\sum_{j=1}^n D_{xij}}{n} \\ DY_i = \frac{\sum_{j=1}^n D_{yij}}{n} \\ DZ_i = \frac{\sum_{j=1}^n D_{zij}}{n} \end{array} \right. \quad (3-16)$$

式中， DX_i 、 DY_i 、 DZ_i 分别为 X 、 Y 、 Z 轴在 i 时刻的所有节点坐标的平均值。此时的合位移为

$$D_{tol} = \sqrt{DX_i^2 + DY_i^2 + DZ_i^2} \quad (3-17)$$

至此，我们已经可以得知所选 ROI 区域内所有网格节点在 X 、 Y 、 Z 轴的位移和合位移。通过所有节点坐标合位移的平均值我们可以计算出机器人的固有频率信息。

3.3 本章小结

本章介绍了基于三维数字图像相关技术提取机器人全局结构振动位移数据的过程。首先，阐述了三维数字图像相关法的测量原理；接着，深入讲解了基

于三维数字图像相关的位移数据提取流程，包括散斑制备、图像预处理、基于ZNSSD 模板匹配与双线性插值联合提取目标亚像素级振动数据获取内容，为后续提取机器人振动特性做好准备。

第 4 章 视觉测量振动信号降噪处理

在机器人振动分析领域，实验室环境下的频率检查试验与机器人实际运行环境存在显著差异。实际运行中，机器人遭受难以预测的环境激励，引发非平稳且随机的振动响应，这些响应通常振幅较小。测量过程中的噪声干扰进一步降低了试验信号的信噪比。因此，在进行机器人振动信号参数辨识之前，实施有效的去噪处理至关重要，这有助于提高辨识的准确性。面对宽带且非平稳的机器人振动信号，传统的振动信号去噪技术包括 WTD^[51]、经验模态分解（Empirical Mode Decomposition, EMD）^[52]以及从 EMD 衍生出的改进技术，包括 ICEEMDAN^[53]已难以满足实际需求。

本章节将详细介绍试验数据的信号分解技术、含噪固有模态的判定及降噪技术。通过仿真数据的应用示例，我们将对比分析并总结出一套有效的去噪方法，旨在显著提高振动信号的质量，更精确的提取视觉测量振动信号特征。

4.1 振动信号分解方法

4.1.1 EMD

EMD 算法是一种自适应的信号处理方法，主要用于处理非线性和非平稳信号。它通过将复杂信号分解为多个 IMF 和一个残余项，来揭示信号在不同时间尺度上的特征。EMD 方法无需预设基函数，而是根据信号本身的时间尺度特征进行分解，具有较强的自适应性。分解过程中，信号需要满足以下条件：局部极值点的个数差异小于或等于 1，且包络线的平均值为零。

设原始振动信号为 X ，EMD 法将按从高频到低频的顺序将其分解为若干个固有模态函数。该方法的分解步骤如下：

首先对输入信号 X 进行极值点分析，找到所有局部极大值和极小值点，再使用三次样条插值将极大值点和极小值点连接起来形成上包络线 $U(t)$ 和下包络线 $L(t)$ 。接着计算上下包络线的平均值，即局部均值 $M(t)$ ：

$$M(t) = \frac{1}{2}(U(t) + L(t)) \quad (4-1)$$

从原始信号中减去局部均值，得到细节分量 $H(t)$ ：

$$H(t) = X - M(t) \quad (4-2)$$

如果 $H(t)$ 满足 IMF 条件，则将其作为第一个 IMF 分量，记为；否则，将 $H(t)$ 作为新的信号重复上述过程，直到满足 IMF 条件。

从原始信号中减去第一个 IMF 分量：

$$RES_1 = X - IMF_1 \quad (4-3)$$

将 RES_1 当做新的信号进行处理，重复式 (4-1) 和式 (4-2) 的过程，继续提取下一个 IMF 分量 IMF_2 ，直到第 n 次残差 RES_n 单调或满足某种终止条件时结束这个过程。

最终，原始信号 X 可以表示为若干个 IMF 分量和一个残差项的和，即

$$X = \sum_{k=1}^K IMF_k + RES_n \quad (4-4)$$

其中，第一阶分量 IMF_1 的频率最高，后面的分量 IMF_k 频率会逐渐降低，最终原始信号 X 就按照频率大小分解为各阶模态的响应分量。该方法在非平稳信号分析领域具有广泛适用性，但在实际应用中存在显著局限性——分解过程中易引发模态混叠现象（即单一 IMF 包含多尺度振动特征）及伪模态干扰，导致部分 IMF 的频域特性偏离真实物理模态的振动规律。

4.1.2 ICEEMDAN

ICEEMDAN 算法作为一种自适应分解技术，在处理振动信号的去噪方面展现出了显著的优势。该算法无需针对不同信号预先设定，能够自适应地确定分解次数，不仅减少了因参数设置不当而对去噪效果产生的负面影响，而且提高了算法的通用性和适用性。与奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）等传统方法相比，ICEEMDAN 算法在不需要设置分解层数的情况下，能够适应不同类型的信号并进行有效的降噪处理。同时，ICEEMDAN 方法引入特殊的自适应白噪声有效解决了传统的 EMD 方法的模式混叠及虚假模态问题。

ICEEMDAN 算法是在视觉测量得到的原始振动信号 X 的基础上，通过一种特殊的原则引入白噪声，并对白噪声进行 EMD 分解，选择噪声信号的第 K 个 IMF 分量，加入信号分解的过程中，获得信号的 IMF 分量。

首先，引入高斯白噪声，构造新的信号序列：

$$X^{(i)} = X + \beta_1 E_1(W^{(i)}), i=1,2,\dots,N \quad (4-5)$$

其中, $X^{(i)}$ 为新构造的含噪信号序列, $W^{(i)}$ 是添加的零均值零方差高斯白噪声序列, $E_1(W^{(i)})$ 对白噪声信号进行 EMD 分解获得的噪声信号的第 1 个 IMF 分量, β_1 为第 1 次构造信号时引入的噪声系数。

其次, 对构造的含噪信号 $X^{(i)}$ 计算其局部均值, 并求全局平均值以获得第一次分解的残差 RES_1 :

$$RES_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N M(X^{(i)}) \quad (4-6)$$

式中, $M(\cdot)$ 用于计算信号局部平均值, N 为原始信号 X 的数据点数。

然后, 从原始信号 X 中减去残差 RES_1 , 得到原始信号第 1 个 IMF 分量:

$$IMF_1 = X - RES_1 \quad (4-7)$$

对于原始信号的第 2 至 K 个 IMF 分量的求解, 先构造新的信号 $RES_{k-1} + \beta_k E_k(W^{(i)})$ $k=2,3,\dots,K$, 然后计算第 k 个残差 RES_k :

$$RES_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N M(RES_{k-1} + \beta_k E_k(W^{(i)})) \quad (4-8)$$

式中, β_k 为第 k 次构造信号时引入的噪声系数, $E_k(W^{(i)})$ 是对白噪声信号进行 EMD 分解获得的噪声信号的第 k 个模态分量。

通过第 $k-1$ 次求解得到的残差与第 k 次得到的残差的差值, 求得第 k 个 IMF 分量:

$$IMF_k = RES_{k-1} - RES_k \quad (4-9)$$

重复上述计算过程直到最后剩下的残差 RES_n 满足单调性且无法分解, 即可得到 X 的所有 IMF 分量, 最终原始信号被分解成两部分:

$$X = \sum_{k=1}^K IMF_k + RES_n \quad (4-10)$$

4.2 含噪固有模态函数分量判定

样本熵是由 Richman 等学者提出的一种统计量, 通过衡量信号中新模式产生的概率来评估时间序列的复杂性^[54]。相较于近似熵, 样本熵提供了更高

的统计一致性和精确度，减少了对时间序列长度的依赖，适用于不同规模的振动数据。此外，样本熵无需进行信号预处理或粗粒化，直接应用于原始振动信号，量化信号复杂度，同时在特征提取过程中保持了较高的计算效率。

对于采用 ICEEMDAN 算法分解获得的振动信号的 IMF 分量，通过计算 IMF 分量的样本熵，判断 IMF 分量中是否存在噪声，样本熵计算过程如下：

第一步：对由 N 个数据组成的 IMF 分量数据序列 $\{x\} = \{x(1), x(2), \dots, x(N)\}$ ，构建嵌入维度为 m 的向量序列 $X_m(1), X_m(2), \dots, X_m(N-m+1)$ ，其中向量 $X_m(j)$ $j=1, 2, \dots, N-m+1$ 由 IMF 分量中连续的 m 个数据点组成：

$$X_m(j) = \{x(j), x(j+1), \dots, x(j+m-1)\}, 1 \leq j \leq N-m+1 \quad (4-11)$$

第二步：计算向量 $X_m(t)$ $1 \leq t \leq N-m+1$ 和 $X_m(p)$ $1 \leq p \leq N-m+1$ 之间的距离 $d[X_m(t), X_m(p)]$ ，定义两者对应元素中最大差值的绝对值为两向量的距离：

$$d[X_m(t), X_m(p)] = \max(|x(t) - x(p)|) \quad (4-12)$$

第三步：对于每个向量 $X_m(j)$ ，统计其与其他向量满足距离 $d \leq r$ 的向量的数量，记为 B_j ，对于 $1 \leq j \leq N-m+1$ ，定义：

$$B_j^m(d \leq r) = \frac{1}{N-m} B_j \quad (4-13)$$

式中， r 是相似性容限，根据文献^[55]预先取 $m=2$ ， $r=(0.1 \sim 0.25)\delta$ （ δ 为原始数据标准差）时，能使样本熵的统计特性得到最有效的表达。本文设置 r 为 IMF 分量数据序列标准差的 0.15 倍，确保样本熵对 IMF 分量数据序列的复杂性变化足够敏感，同时不会因为小的波动而过度反应。

第四步：计算所有 $B_j^m(d \leq r)$ 的平均值，定义 $B^{(m)}(d \leq r)$ ：

$$B^{(m)}(d \leq r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} B_j^m(d \leq r) \quad (4-14)$$

第五步：将嵌入维度增加到 $m+1$ ，构建新的向量序列 $X_{m+1}(j)$ 并计算 $B^{(m+1)}(d \leq r)$ ：

$$B^{(m+1)}(d \leq r) = \frac{1}{N-m} \sum_{j=1}^{N-m} B_j^{m+1}(d \leq r) \quad (4-15)$$

最后，可计算每个 IMF 分量样本熵 $\text{SampEn}(\text{IMF}_k)$ 为：

$$\text{SampEn}(IMF_k) = -\ln \left[\frac{B^{(m+1)}(d \leq r)}{B^{(m)}(d \leq r)} \right] \quad (4-16)$$

根据计算得到的每个 IMF 分量得样本熵，可判定 IMF 分量中是否含有需滤除的噪声成分，设置判定阈值 T 。如果 IMF 分量熵值大于或等于 T ，则认为 IMF 分量中包含噪声；如果 IMF 分量熵值小于 T ，则认为 IMF 分量中不包含需过滤的噪声。

4.3 含噪固有模态函数分量降噪

4.3.1 传统小波阈值去噪

小波阈值去噪是一种基于小波分析的信号去噪方法，其核心思想是通过信号进行小波分解，分离出信号与噪声的小波系数，然后通过阈值处理去除噪声系数，最后利用处理后的系数重构信号。假定一个含噪信号如下：

$$S(t) = h(t) + \varepsilon(t), \quad (t = 0, 1, 2, \dots, N-1). \quad (4-17)$$

其中， $h(t)$ 是真实信号， $\varepsilon(t)$ 为噪声， N 为信号长度，并且噪声是服从分布的。小波阈值的去噪步骤流程如下：

(1) 小波分解

小波分解是一种基于小波变换的信号分析方法，通过将信号分解为不同频率层次的系数，实现对信号的多分辨率表示。具体而言，小波分解利用低通滤波器和高通滤波器对信号进行逐层分解，得到逼近系数（低频信息）和细节系数（高频信息）。分解过程通常通过递归地对信号进行低通和高通滤波，并进行下采样，从而提取信号在不同尺度上的特征。在实际应用中，小波分解可以通过单层分解或多层分解实现。

(2) 传统的阈值函数构造

阈值函数的构造对去噪十分重要，传统的阈值处理函数为硬阈值函数和软阈值函数。设 w 为原始小波系数， v 为处理后的小波系数， λ 是阈值。

a) 硬阈值

硬阈值需要满足下面的等式：

$$v = \begin{cases} w, & |w| \geq \lambda \\ 0, & |w| < \lambda \end{cases} \quad (4-18)$$

b) 软阈值

软阈值需要满足下面的等式：

$$v = \begin{cases} \text{sgn}(w) * (|w| - \lambda), & |w| \geq \lambda \\ 0, & |w| < \lambda \end{cases} \quad (4-19)$$

(3) 阈值的选取

在小波阈值去噪中，阈值选择是决定去噪效果的关键因素。阈值的选取直接影响信号中噪声的去除程度以及信号特征的保留情况。如果阈值设置过低，噪声可能无法被有效去除；而阈值过高则可能导致信号的重要特征被误滤除，从而引起失真。如何进行阈值的选取还需要根据实际情况进行抉择。

(4) 小波重构

小波重构是小波分解的逆过程，通过将处理后的逼近系数和细节系数重新组合，恢复原始信号或其去噪后的版本。重构过程通过上采样和滤波操作，逐步将逼近系数和细节系数还原为信号的各个层次信息，并最终合成完整的信号。在实际操作中，小波重构可以通过函数如单层重构或多层重构实现。

4.3.2 改进小波阈值去噪

传统硬阈值函数在阈值处不连续，存在间断点，无法求导，而软阈值函数虽然连续，但处理后的小波系数与原始系数之间存在恒定偏差，可能导致信号特征信息的损失。为了解决硬阈值和软阈值存在的问题，本文选用的改进的小波阈值函数不仅使得小波系数的恒定偏差进一步降低，且在小波域内连续。去噪的过程如下：

小波阈值去噪方法通过小波变换对含噪 IMF 进行分解和重构去除噪声成分，去噪的过程如下：

第一步，选用 Daubechies 小波函数作为小波变换的基函数，对含噪 IMF 信号进行 3 层离散小波分解，得到不同尺度的小波系数 w 。Daubechies 小波函数具有良好的时频局部化特性，适用于信号的多尺度分析，能够有效地捕捉信号中的突变和细节信息。3 层小波分解能够在一定程度上分离信号的不同频率成分，使得在去除高频噪声的同时，保留信号的主要特征和低频信息。

第二步，选择 VisuShrink 阈值法计算小波阈值，VisuShrink 阈值函数能够根据噪声的强度自动调整阈值，适用于不同噪声水平的信号去噪。

其阈值 γ 的表达式为:

$$\gamma = \sigma \sqrt{2 \ln n} \quad (4-20)$$

式中, σ 是噪声的标准差, n 为前述小波分解后小波系数的个数。

噪声标准差可由下式计算得到:

$$\sigma = \frac{\text{med}(\text{Det})}{0.6745} \quad (4-21)$$

式中: Det 表示最小层的小波系数; $\text{med}(\cdot)$ 为求中值函数。

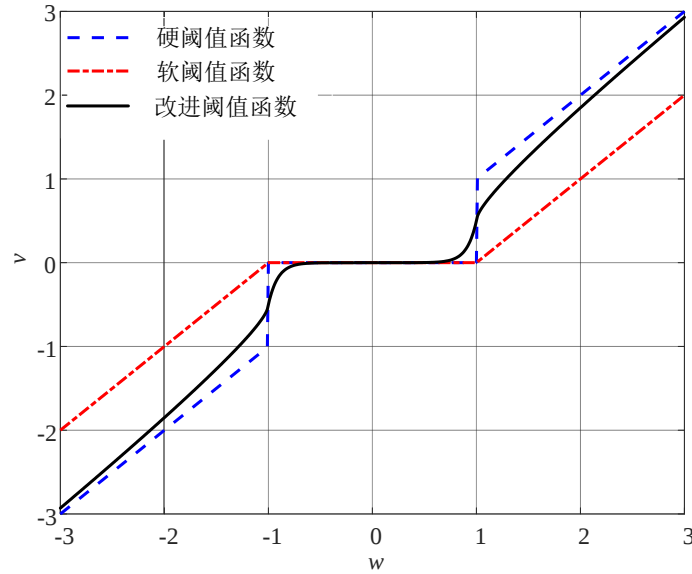


图 4-1 不同阈值函数曲线图对比

第三步, 通过阈值 γ 结合改进的小波阈值函数对不同尺度的小波系数 w 进行阈值量化处理^[56], 以去除噪声, 改进的小波阈值函数数学表达式如下:

$$v = \begin{cases} \text{sgn}(w) * (w - \frac{\lambda}{1+\alpha} * \gamma^{\sqrt{w^2 - \lambda^2}}) & |w| > \gamma \\ \text{sgn}(w) * \frac{\alpha}{1+\alpha} * e^{10 * (|w| - \lambda)} * |w| & |w| \leq \gamma \end{cases} \quad (4-22)$$

式中, w 为原始小波系数, v 为处理后的小波系数, sgn 是符号函数, α , λ 可调整的系数。该函数在构造上结合了软、硬阈值函数的优点, 并采用指数函数进行改进。新的阈值函数在大于阈值时, 输出信号介于原始信号和软阈值处理后的信号之间, 避免了软阈值函数的恒定偏差问题; 在小于等于阈值时, 通过特定的指数函数形式对小波系数进行处理, 既保证了函数的连续性, 又能够在一定程度上保留弱振动信号成分。图 4-1 为改进的阈值函数与传统软、硬阈值函数曲线图对比。改进的小波阈值函数不仅降低了传统软阈值函数

小波系数的恒定偏差，而且解决了传统硬阈值函数在阈值处不连续、存在间断点、无法求导等问题。

使用量化处理后的小波系数进行逆小波变换，即可得到含噪 IMF 信号的去噪信号 $\overline{\text{IMF}}$ 。

在完成去噪处理工作后，将去噪后的 IMF 分量和不包含需过滤噪声的 IMF 分量进行重构，即可得到降噪后的振动信号。

4.4 ICEEMDAN-样本熵-WTD 方法降噪过程

本文所提 ICEEMDAN-样本熵-改进 WTD 联合降噪方法，首先利用 ICEEMDAN 算法在信号分解上能够适应不同类型信号的优势，其次通过引入样本熵方法，增强对噪声信号的识别能力，同时结合改进的 WTD 方法，对包含噪声的 IMF 分量进行有效过滤，从而实现从包含噪声的原始信号中提取有效成分，完成对振动信号高效降噪。具体过程如图 4-2 所示：

第一步：使用 ICEEMDAN 算法将采用视觉测量方式从柔性机械结构上获取的振动信号分解为一系列 IMF 分量和残差 RES；

第二步：计算每个 IMF 分量的样本熵；

第三步：根据熵值判定每个 IMF 分量中是否含有需滤除的噪声成分，设定阈值 T ，如果 IMF 分量的熵值大于或等于 T ，则认为 IMF 分量中包含噪声，小于 T ，则认为 IMF 分量中不包含需过滤的噪声；

第四步：使用改进的 WTD 方法对包含噪声的 IMF 分量进行降噪；

第五步：将去噪后的 IMF 分量和不需过滤噪声的 IMF 分量进行重组，构建降噪后的振动信号。

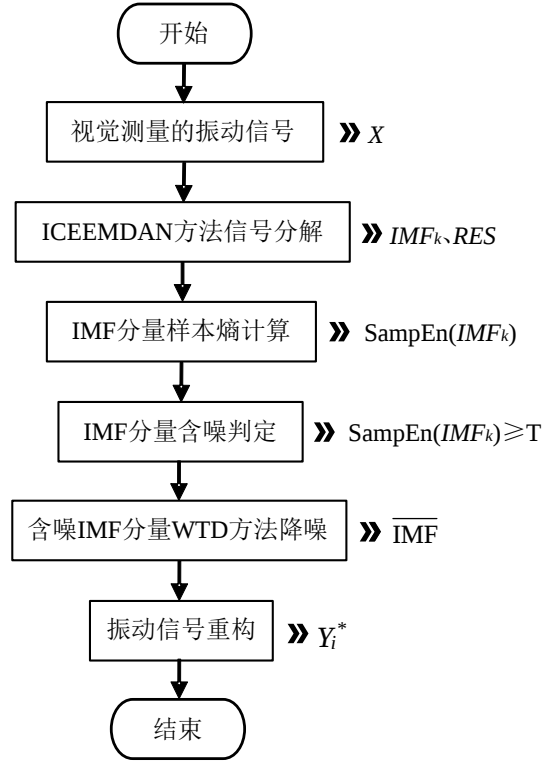


图 4-2 ICEEMDAN-样本熵-改进 WTD 方法振动信号降噪流程

4.5 仿真信号去噪实验分析

为验证本文提出的改进降噪方法对于柔性结构振动信号降噪的有效性，设计一组包含三个具有不同频率和振幅的含噪声仿真信号，信号数学表达形式如下：

$$\begin{cases} X_1 = 1.8e^{(-0.5t)} \sin(30\pi t) \\ X_2 = 0.2e^{(-0.5t)} \sin(120\pi t)(1 + 0.1\sin(7.5\pi t)) \\ X_3 = 0.1e^{(-0.5t)} \sin(240\pi t) \\ X_4 = X_1 + X_2 + X_3 \\ X = \text{awgn}(X_4, 5) \\ X' = X - X_4 \end{cases} \quad (4-23)$$

柔性结构振动信号具有非平稳性、频带宽、噪声干扰强和包含多模态特征的复杂性等特征。在设计的仿真信号组成成分中，三个信号 X_1 、 X_2 和 X_3 都具有指数衰减因子，会随着时间衰减，符合柔性结构振动信号的非平稳性。其中， X_2 中包含一个中低频调制信号，用于对信号的振幅进行调制，使得信号更加复杂和接近实际应用场景中的信号特性。具体来说， X_1 、 X_2 和 X_3 的频率成分分别为 15HZ、60HZ 和 120HZ，覆盖了从低频到高频的广泛范围，体现

了频带宽的特性。此外，真实的柔性结构振动信号往往含有环境噪声、传感器噪声等，这些噪声会掩盖有用信息，影响振动特征提取，因此，仿真信号中添加了信噪比为 5 的高斯噪声，以模拟实际测量中的噪声干扰，进一步增强了信号的真实感。最后，通过将这三个不同频率和衰减特性的信号组合在一起，形成了包含多模态特征的复杂信号，从而能够更全面地反映柔性结构振动的实际行为。

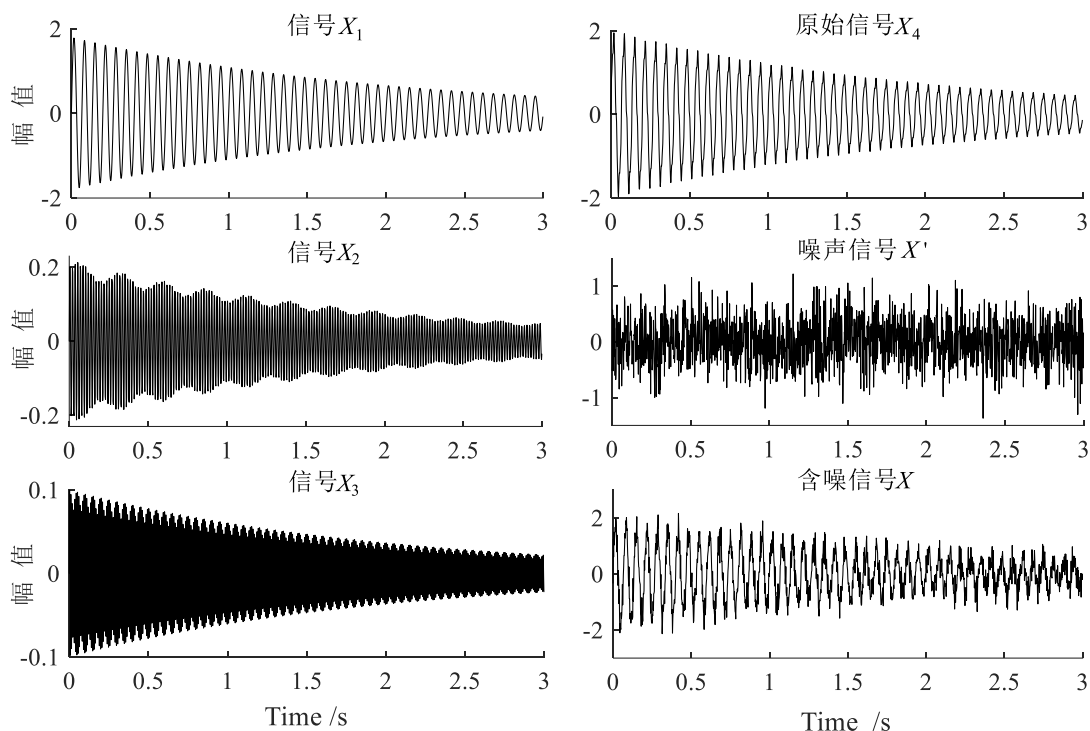


图 4-3 仿真信号

由图 4-3 可以看出，在信号中加入噪声后，信号中出现大量毛刺，噪声会对仿真信号有显著的影响。对仿真信号 X 进行 ICEEMDAN 分解，并计算各分量的频谱，结果如图 4-4 所示。

表 4-1 仿真信号 ICEEMDAN 分解后各 IMF 样本熵值

IMF 分量	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6	IMF_7
样本熵值	1.9631	1.5603	0.4613	0.3401	0.4324	0.1785	0.0527

由信号样本熵与信号波动的关系可知，信号分量样本熵值越大，随机波动性也越大，从表 4-1 中各 IMF 分量样本熵值的数据可知，阶数靠前的信号分量样本熵值较大，随机波动性也越大。 IMF_1 和 IMF_2 对应熵值最大，含噪声最为明显； IMF_3 、 IMF_4 、 IMF_5 包含少量噪声； IMF_6 、 IMF_7 对应熵值最小，几乎不含噪声，与图 4-4 呈现的波形一致。使用改进的 WTD 方法对样本熵值大于

0.3 的含噪 IMF 分量进行降噪处理，并将处理后的信号分量与未经处理的信号分量重构，最终得到降噪信号。图 4-5 为采用所提方法对包含噪声的仿真信号进行降噪后获得的信号、不含噪声的仿真信号以及含噪声的仿真信号，由图可以看出，所提方法能够很好地应对信号中存在的噪声，还原真实信号。

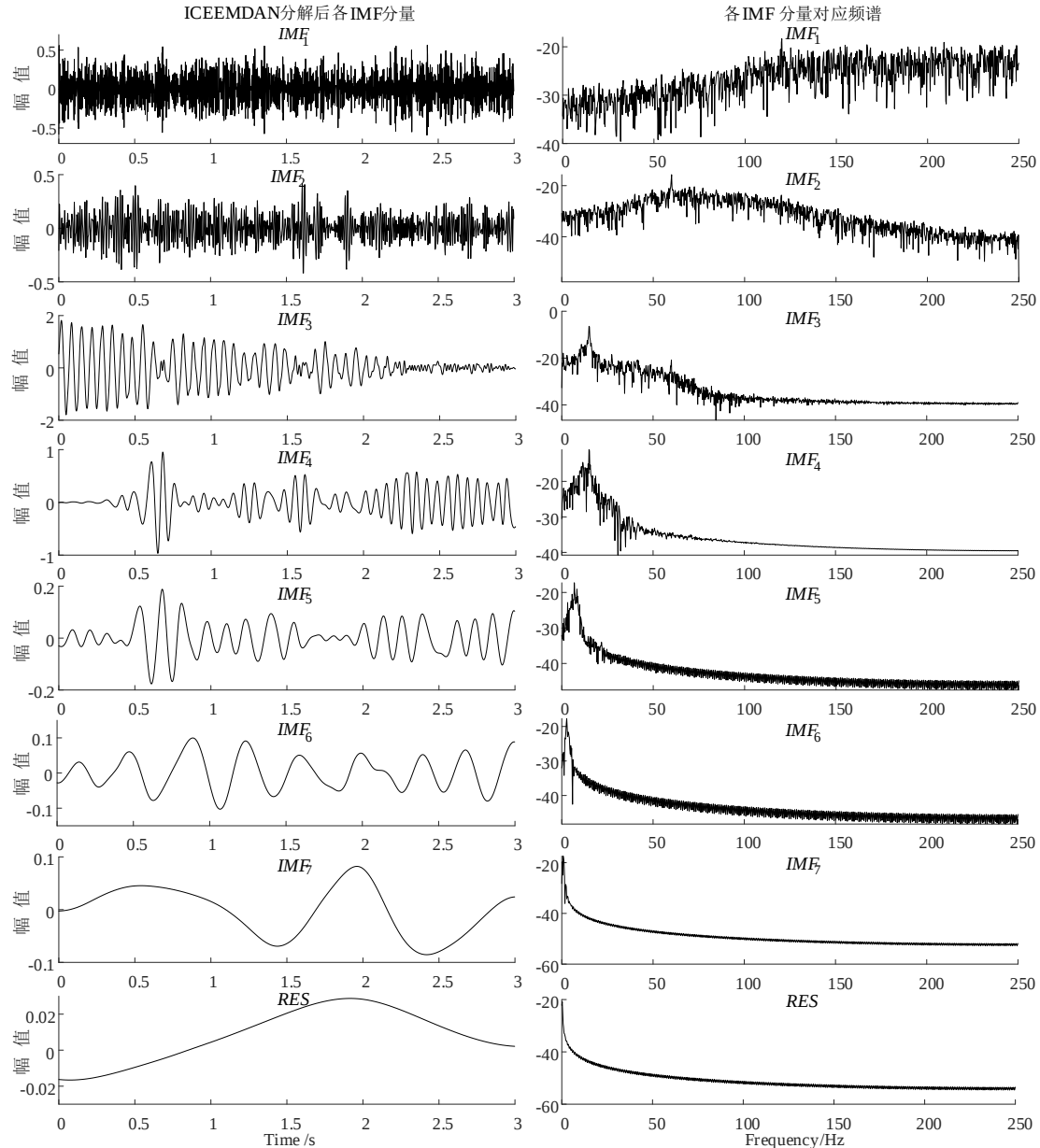


图 4-4 仿真信号 ICEEMDAN 分解后的 IMF 分量及其对应频谱

为进一步说明所提方法的效果，将所提方法与 EMD、ICEEMDAN、ICEEMDAN-改进 WTD 及传统 ICEEMDAN-样本熵-WTD 方法进行比对，分别计算不同方法处理后信号的 SNR、MSE 以及 NCC 三个指标。信噪比能够反映信号与噪声的能量比例，均方误差能够衡量原始信号与重构信号偏差的大小，归一化互相关系数可以度量降噪后的信号与原信号的相关程度，信噪比越

大，均方误差越小，归一化互相关系数越大，降噪效果越好。信噪比、均方误差、归一化互相关系数计算公式为：

$$SNR = 10 \times \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^N Y_i^2}{\sum_{i=1}^N [Y_i - Y_i^*]^2} \right] \quad (4-24)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Y_i - Y_i^*]^2 \quad (4-25)$$

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})(Y_i^* - \bar{Y}^*)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i^* - \bar{Y}^*)^2}} \quad (4-26)$$

式中： N 为信号长度； Y_i 为无噪声的原始信号数据、 Y_i^* 为降噪后的信号数据， $\bar{Y}$ 和 $\bar{Y}^*$ 分别两个信号数据的均值。

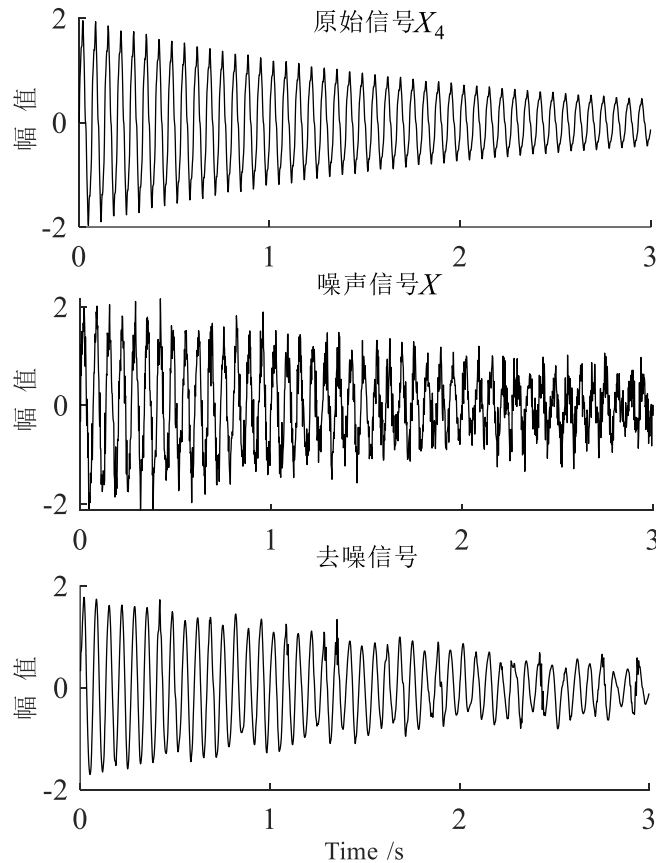


图 4-5 三种信号时域图

表 4-2 分别为前述 6 种降噪方法对仿真信号去噪后的信噪比（Signal to Noise Ratio, SNR）、均方误差（Mean Squared Error, MSE）以及归一化互相关

(Normalized Cross Correlation, NCC) 数值, 仿真信号经过本文方法降噪后的信号信噪比相较其它方法最大, 均方误差最小, 归一化互相关系数最高。本文方法对仿真信号进行分解重构, 能够剔除掉与原始信号相关性小的分量, 最大限度地保留振动信号的有效信息。

表 4-2 仿真信号不同方法降噪后效果指标对比

项目	SNR	MSE	NCC
含噪原始信号	4.98	0.1655	0.8716
EMD	12.87	0.0269	0.9753
ICEEMDAN	12.99	0.0262	0.9758
ICEEMDAN-改进 WTD	13.75	0.0231	0.9787
ICEEMDAN-样本熵-软阈值函数 WTD	13.10	0.0255	0.9761
ICEEMDAN-样本熵-硬阈值函数 WTD	12.82	0.0272	0.9746
本文方法	14.40	0.0189	0.9820

4.6 本章小结

为有效抑制机器人振动测量信号中的噪声, 确保结构振动特征提取的准确性, 提出一种基于 ICEEMDAN-样本熵-改进 WTD 的振动信号降噪方法。首先利用 ICEEMDAN 方法对信号进行分解, 其次通过引入样本熵方法, 增强对噪声信号的识别能力, 同时结合改进 WTD 算法, 对包含噪声的 IMF 分量进行有效过滤, 从而提取含噪信号的有效成分, 完成振动信号高效降噪。对一组包含三个不同频率和振幅的含噪声信号进行降噪处理, 仿真信号经所提算法降噪后, 信号信噪比相较其它算法最大, 均方误差最小, 归一化互相关系数最高, 对原始信号还原度最高。相较原始含噪信号, 在所提方法处理后, 信号信噪比提高了 9.42dB, 均方误差降低了 0.1466, 波形互相关系数提高了 11.04%。

第 5 章 振动测量实验

本章通过搭建视觉系统和实验平台，验证本文所提研究方法的正确性，测量方案的可行性，评估所提出的方法在视觉测量任务中的性能。包括基于三维数字图像相关的全局振动测量实验，振动信号降噪实验，在此基础上，完成机器人振动测量和分析，同时将本文所提方法得到的实验分析结果与 ANSYS 仿真结果或机器人实际运动结果进行对比，验证所提方法的可行性与有效性。

5.1 视觉测量系统概述

常见的视觉振动测量系统是一种利用计算机视觉技术来检测和分析物体振动特性的非接触式测量系统。该系统通过图像采集和处理，实现对物体振动位移、速度、加速度等参数的精确测量，从而为工业机器人的状态检测、故障诊断和性能优化提供依据。典型的视觉处理系统各部分组成如框图 5-1 所示，它主要由相机、镜头、光源、图像处理程序等部分组成。

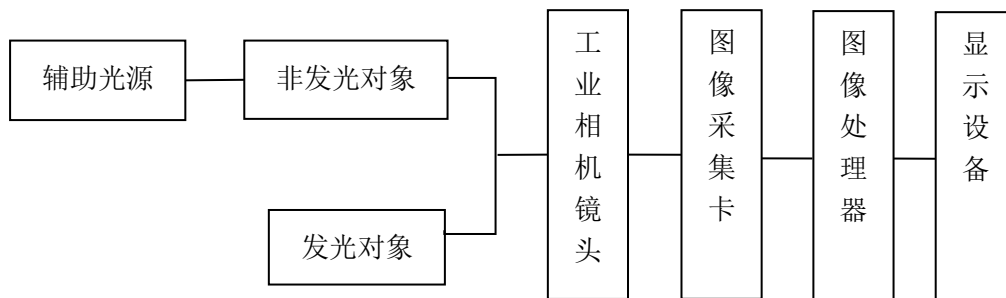


图 5-1 视觉测量系统组成框图

视觉系统性能受硬件配置及参数设置制约，硬件选型需综合评估相机帧率与采集速度、光源与镜头参数的匹配，针对高实时性系统，需同步优化设备传输速率与计算单元处理能力。视觉系统的硬件选型设计应针对不同应用需求量身定制，不存在通用性视觉系统可适配所有场景。

5.2 视觉测量系统硬件组成

5.2.1 高速相机

图像采集装置主要由光学镜头、图像采集卡和图像感应器组成。光学镜头将光学信号传输至图像感应器，生成电信号后传至图像采集卡，最终转换为数

字信号输出形成图像。图像感应器主要有 CCD 和 CMOS 两种类型，二者工作原理相似，但 CCD 成本高、采用全局快门，适合高速运动物体拍摄；而 CMOS 成本低且现代版本也可采用全局快门克服早期的卷帘快门问题。本文采用国内某厂家生产的 ISP504 型高速摄像机，结合了全局快门技术使其能够高效地捕捉高速运动物体的清晰图像，同时具备低功耗和高集成度的优点。这种设计使其在工业检测、科研实验和运动分析等场景中表现出色。ISP504 型 ISP504 高速摄像机参数如表 5-1 所示。

表 5-1 ISP504 型高速摄像机性能参数表

型号	ISP504
分辨率	2320×1720
像元尺寸	7μm×7μm
曝光时间	1uS
快门	全局快门
功率	<12W
尺寸	90mm×90mm×62mm

5.2.2 相机镜头

在高速视觉测量系统中，光学镜头将目标图像准确聚焦到相机传感器，其性能对系统质量有重要影响，因此选择合适的镜头非常关键。在选择镜头时，需考虑相机分辨率、物距、目标尺寸及接收器几何形状等因素。视觉测量可分为显微测量和近景测量。显微测量一般用于毫米级以下的测量，通常使用显微镜；而近景测量则需根据物距选择合适镜头。例如，测量距离超过 10 米时，可选用长焦镜头或望远镜；若目标较近，则适合使用标准焦距或微距镜头。本文采用的镜头是 SIGNA 24mm F1.4 DG HSM，该镜头体积为 85×90.2mm，最近对焦距离 25cm，由 11 组 15 片镜片构成，放大倍率为 1：5.3，视角为 84.1°。

5.2.3 辅助光源

在视觉测量系统中，照明系统对视频质量影响显著。本研究选用 EF-200 型号环形 LED 补光灯，其能耗低、寿命长、效率高且操作简便。环形 LED 光源提供均匀光照，减少阴影，配备调节按钮以灵活调整光照强度，有效解决高速测量系统中光照和进光量不足的问题。

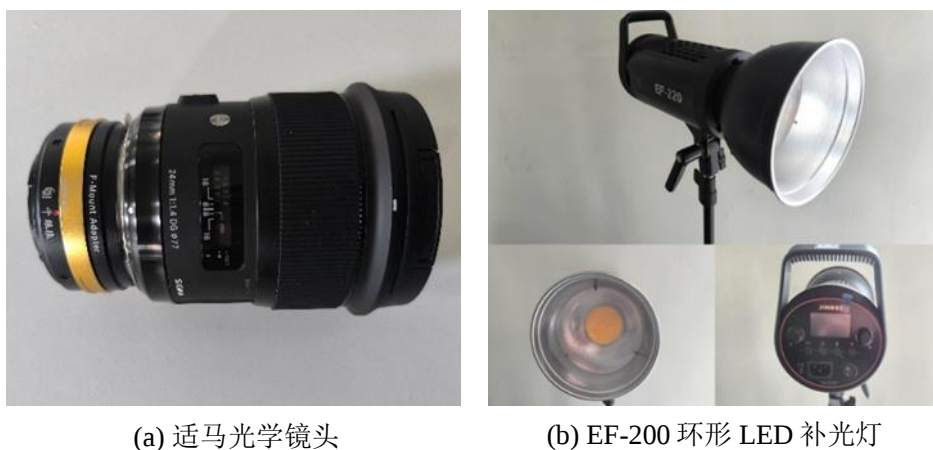


图 5-2 视觉系统组成硬件

5.3 视觉测量方案验证

为验证视觉测量方案的有效性，搭建如图 5-3 所示双目视觉机器人振动测量系统，系统包括：（1）组成双目测量单元的两台高速相机和镜头；（2）用于相机安装的三脚架；（3）用于图像采集和处理的上位机控制器；相机采用汇聚式安装方式。被测对象为三自由度直角坐标机器人，三自由度直角坐标机器人作为空间振动的测量对象。其空间运动最大范围为 $400\text{mm}\times400\text{mm}\times300\text{mm}$ （X、Y、Z 轴）。

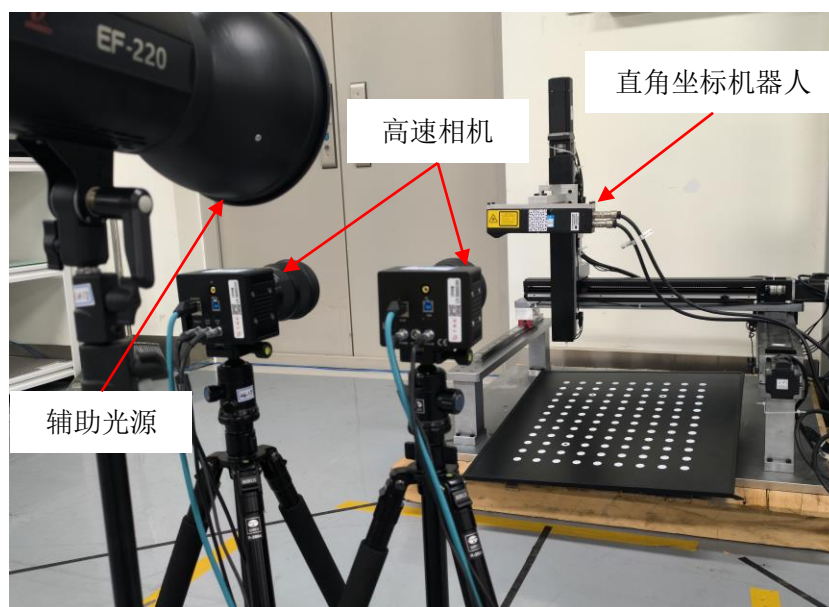


图 5-3 双目视觉机器人振动测量系统

在实验开始前，调整相机位置，使其视野范围充分包含机器人运动范围且相机成像平面与试件表面平面尽量达到平行程度。接着，调整镜头焦距，确保

成像清晰。启用辅助光源，采用正向补光方式，调整光强，以保证机器人运动过程中光强稳定且均匀。设置相机帧率为 500FPS。以上步骤确保了适宜的视觉环境，为后续实验提供了优良条件。

实验中使用相配套的机器人运动系统。首先将三自由度机器人置于零点位置，然后控制其沿 X、Y、Z 轴方向同时步进运动，通过双目相机拍摄机器人的整个运动过程。表 5-2 为三自由度机器人在机器人坐标系和相机坐标系下的位移数据。

表 5-2 三自由度机器人位移数据

NO.	机器人坐标系坐标 (mm)			左相机坐标系坐标 (mm)		
	R-X	R-Y	R-Z	V-X	V-Y	V-Z
1	1.023	0.973	1.022	1.060	0.994	0.977
2	2.046	1.945	2.045	2.074	1.982	2.057
3	3.069	2.918	3.067	3.139	2.981	3.019
...	...	...	...	...	...	...
18	18.415	17.513	18.397	18.557	17.529	18.377
19	19.438	18.486	19.419	19.576	18.480	19.435
20	20.461	19.459	20.441	20.613	19.519	20.437

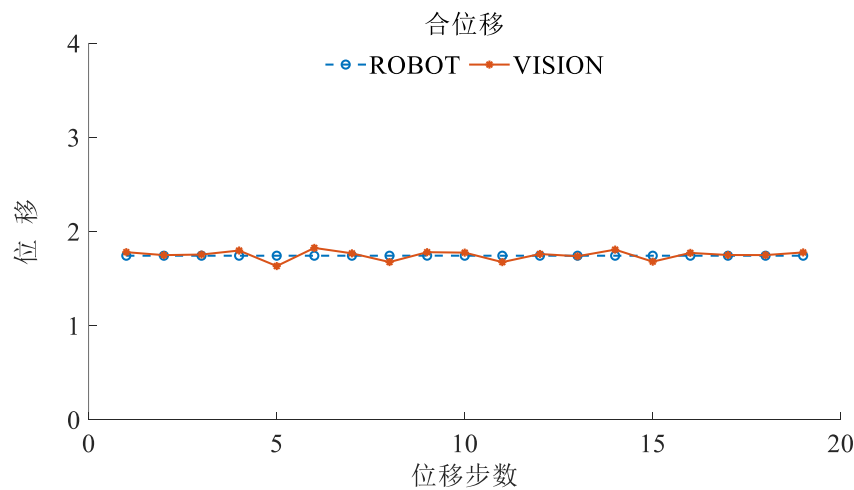


图 5-4 合位移图

图 5-4 为三自由度机器人在机器人坐标系下和相机坐标系下运动的合位移图。由图可以得知，基于视觉的振动测量结果与实际值基本一致，以 1mm 为参考值，平均测量误差为 0.0223mm，最大误差为 0.0631mm。验证本文所提视觉测量方案及振动数据提取方法的正确性。

5.4 机器人全局结构振动测量实验与结果分析

5.4.1 单柔性臂振动测量

单柔性臂振动测量平台如图 5-5 所示。在实验设置中，柔性臂的材料为 304 不锈钢，长为 250mm，宽为 18mm，厚度为 1mm。将其一端被固定在步进电机的转动轴上，电机的功率为 6W，转速设置为 30r/min，设置好图像采集的参数，相机帧率为 500fps、曝光为 100、分辨率为 2320×1720 ，在柔性臂稳定运行一段时间后，紧急停止，双目相机同步采集其振动数据。

为提高振动信号的准确性，采用第 4 章提出的振动信号降噪方法对实测数据进行处理。图 5-6 对比了降噪前后的振动信号，结果表明，所提降噪方法能有效减少原始信号中的毛刺，降低柔性机械臂振动信号中的噪声干扰。

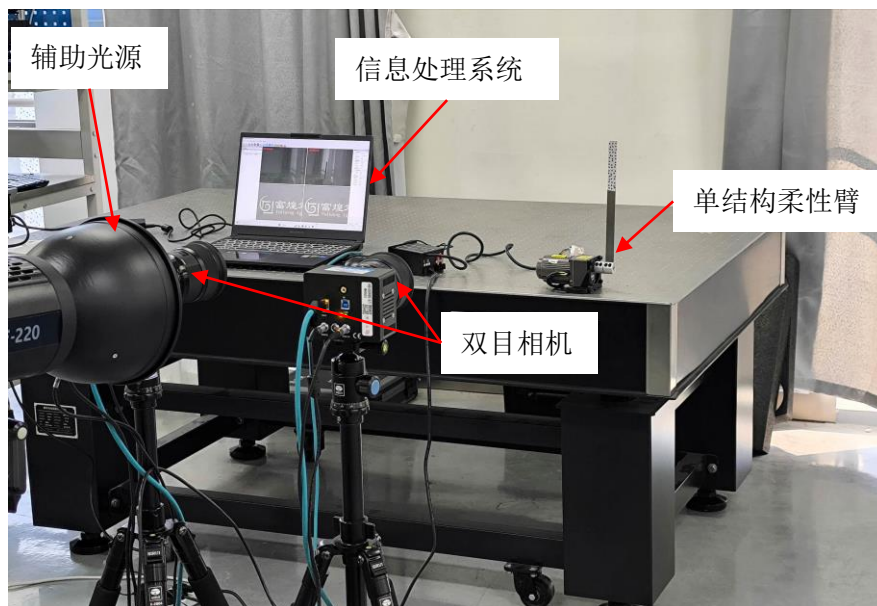


图 5-5 单柔性臂振动测量平台

为进一步验证所提方法的可靠性，通过对图 5-6 所示的降噪后的振动信号进行 FFT 分析并提取柔性臂的前几阶固有频率，对应频谱如图 5-7 所示，同时建立对应有限元模型进行对比验证，采用 SOLIDWORKS 构建与实验一致的柔性臂三维模型，导入 ANSYS Workbench 进行模态分析。模型参数设定为密度 7750kg/m^3 、杨氏模量 $1.93 \times 10^{11}\text{Pa}$ 、泊松比 0.31，边界条件模拟实际夹持状态作端面固定约束，网格划分采用软件自动生成策略（有限元模型见图 5-8）。

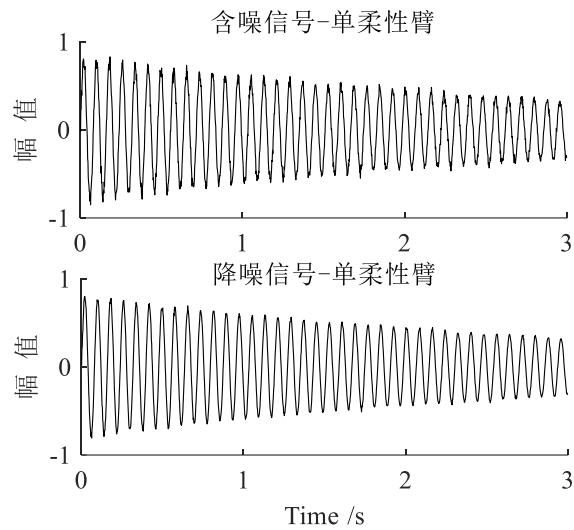


图 5-6 单柔性臂降噪前后的信号

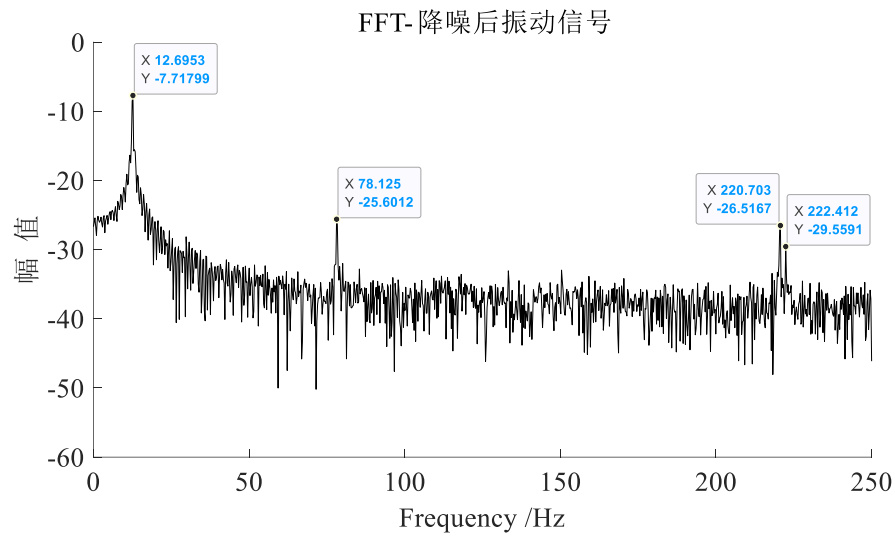


图 5-7 单结构柔性臂频谱图

表 5-6 有限元分析与基于机器视觉测试的固有频率结果对照表

模态	有限元分析（HZ）	视觉测量分析（HZ）	误差（%）
1	13.03	12.70	2.53
2	81.66	78.13	4.32
3	228.73	220.70	3.51
4	231.68	222.41	4.01

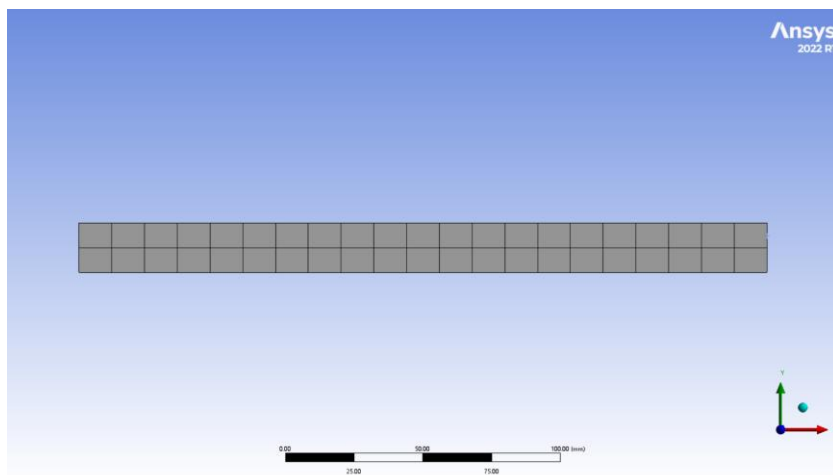


图 5-8 单柔性臂的有限元模型

表 5-6 显示实验测量与有限元分析结果高度吻合，所有阶次误差均控制在 5% 以内，证实机器视觉测量方法的可靠性。误差来源主要包含环境振动干扰、相机采样量化误差以及有限元模型与实际夹持条件的细微差异。实验结果表明，所提出的振动测量与分析方法能够有效获取柔性结构动态特性，为后续机器人全局振动测量提供了可靠的数据基础。

5.4.2 双柔性臂振动测量

双柔性臂振动测量平台如图 5-9 所示。在实验设置中，柔性臂的材料、电机及相机参数同 5.4.1 节介绍。双柔性臂的一级臂（大臂）尺寸为 $250\text{mm} \times 18\text{mm} \times 1\text{mm}$ ，二级臂（小臂）尺寸为 $200\text{mm} \times 18\text{mm} \times 1\text{mm}$ ，大小臂之间的角度呈现 150° ，使用 M4 内六角螺丝连接，材料为结构钢，参数设定为密度 7850kg/m^3 、杨氏模量 $2.00 \times 10^{11}\text{Pa}$ 、泊松比 0.3，网格划分单元尺寸设置为 2mm。图 5-10 为双结构柔性臂有限元模型。双柔性臂振动来源由步进电机驱动，测量小臂上粘贴的散斑标识的振动情况求取双柔性臂的振动位移数据，将降噪处理后的频谱结果与有限元分析结果进行对比，以验证本文所提测量方法应用在双结构机器人振动测量上的有效性和可行性。

图 5-11 为双柔性臂的振动降噪结果，结果表明，所提降噪方法能有效减少原始信号中的毛刺，降低柔性机械臂振动信号中的噪声干扰。将降噪后的振动信号进行 FFT 分析并提取双柔性臂的前几阶固有频率，对应频谱如图 5-12 所示。

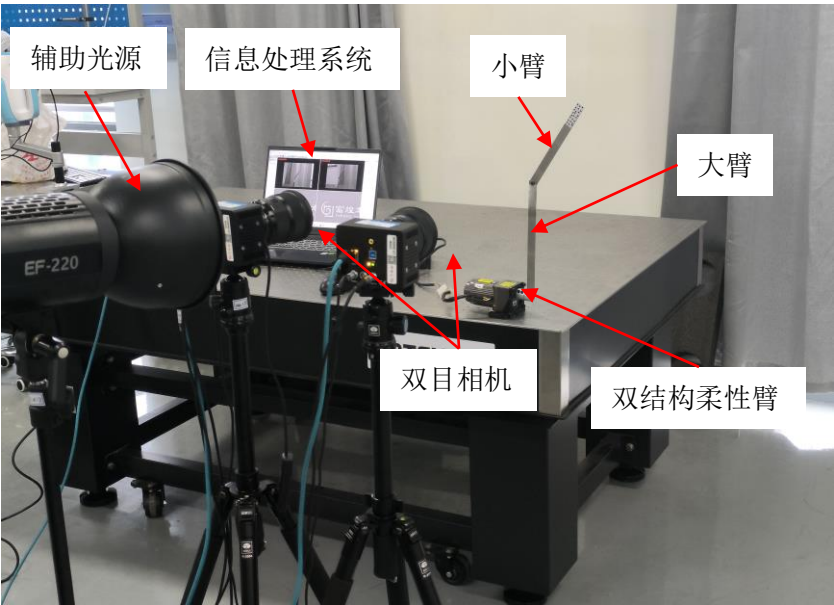


图 5-9 双柔性臂振动测量平台

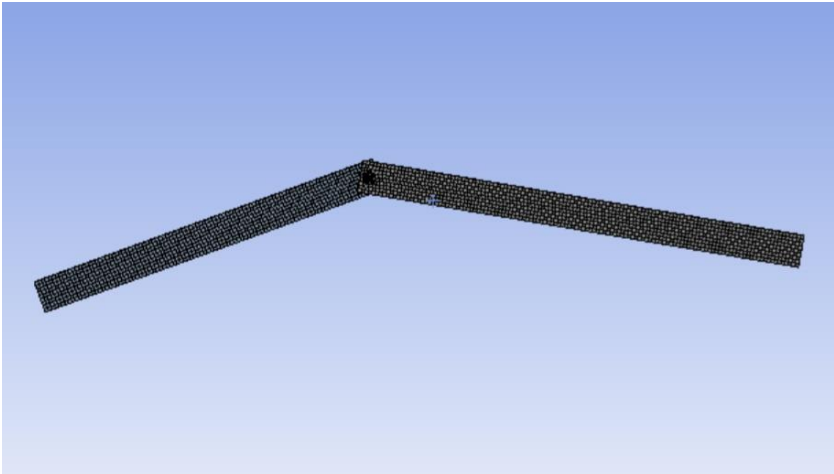


图 5-10 双柔性臂有限元模型

表 5-7 有限元分析与基于机器视觉测试的固有频率结果对照表

模态	有限元分析（HZ）	视觉测量分析（HZ）	误差（%）
1	10.96	10.50	4.20
2	29.29	27.83	4.98
3	83.41	79.35	4.87
4	95.28	91.06	4.43
5	156.32	148.93	4.73

由表 5-7 对比实验数据可知，双柔性臂各阶模态频率与有限元仿真结果呈现良好一致性，各阶次偏差均低于 5%，验证了所提振动测试方法对双柔性臂动力学特性的有效表征能力。

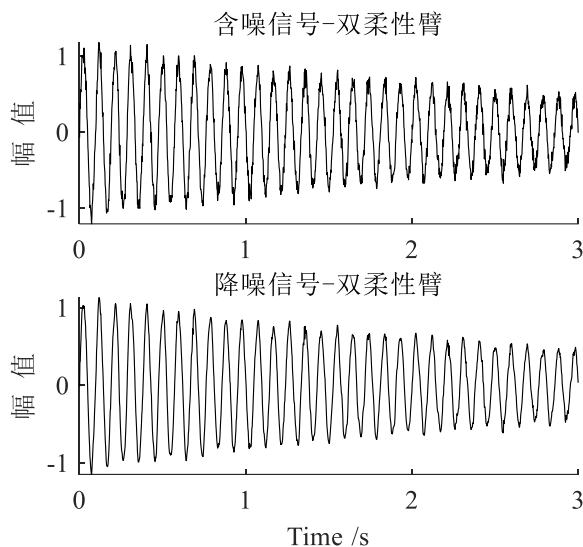


图 5-11 双柔性臂降噪前后的信号

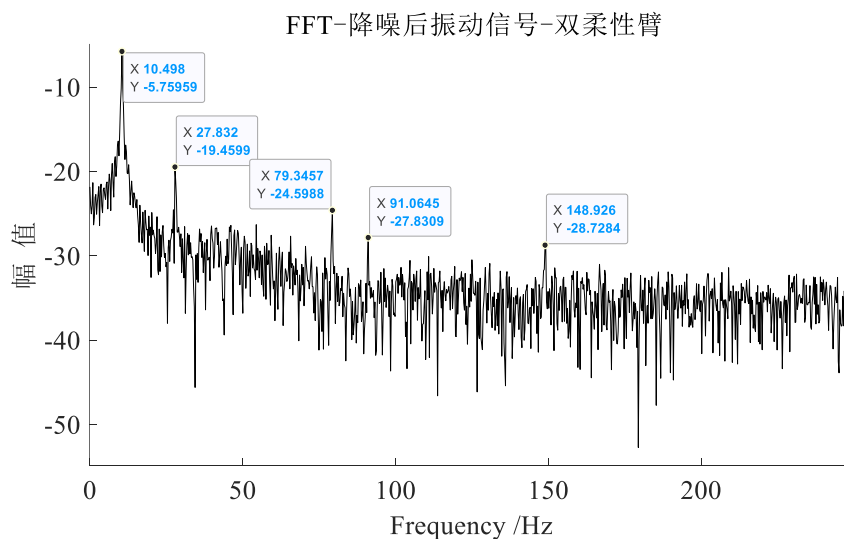


图 5-12 双柔性臂频谱图

5.4.3 多臂机器人振动测量

为验证本文所提视觉测量方法在复杂构型机器人振动测量上的可行性，选用六自由度多臂机器人作为实验对象。图 5-13 为多臂机器人振动视觉测量实验平台，在机器人的多个关节及末端上粘贴散斑标识，控制各关节进行低幅度运动以模拟机器人的振动，通过双目视觉系统采集机器人关节及末端上散斑图片，并使用本文所提视觉测量方法获取标识位移数据，相机参数设置同 5.4.1 节。表 5-8、5-9、5-10、5-11 分别为多臂机器人在各关节进行低幅度运动下，视觉测量机器人关节 1、关节 2、关节 3 及末端获取的机器人坐标系和相机坐标系下的位移数据。

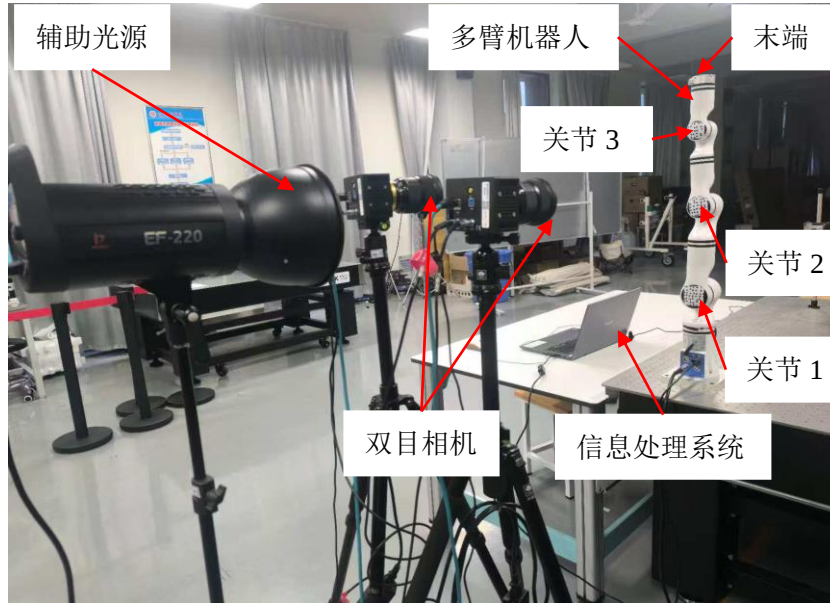


图 5-13 多臂机器人振动测量平台

表 5-8 关节 1 位移数据

NO.	机器人坐标系坐标 (mm)			左相机坐标系坐标 (mm)		
	R-X	R-Y	R-Z	V-X	V-Y	V-Z
1	43.550	-10.390	200.500	43.447	197.264	107.903
2	43.640	-10.000	200.500	43.818	197.173	107.911
3	43.740	-9.630	200.500	44.183	197.080	107.897
...	...	...	...	...	...	...
18	44.080	-7.680	200.500	46.269	196.725	107.848
19	44.010	-8.070	200.500	45.894	196.816	107.830
20	43.960	-8.460	200.500	45.522	196.889	107.815

表 5-9 关节 2 位移数据

NO.	机器人坐标系坐标 (mm)			左相机坐标系坐标 (mm)		
	R-X	R-Y	R-Z	V-X	V-Y	V-Z
1	115.000	-86.660	406.490	30.062	407.096	108.523
2	118.230	-89.100	405.220	30.176	411.195	107.013
3	121.480	-91.530	403.910	30.285	415.302	105.481
...	...	...	...	...	...	...
18	143.870	-108.400	393.750	30.960	443.516	93.726
19	140.670	-106.000	395.320	30.866	439.389	95.565
20	137.500	-103.620	396.830	30.763	435.499	97.281

表 5-10 关节 3 位移数据

NO.	机器人坐标系坐标 (mm)			左相机坐标系坐标 (mm)		
	R-X	R-Y	R-Z	V-X	V-Y	V-Z
1	119.710	-90.190	603.930	30.223	613.661	105.862
2	124.3700	-93.720	601.290	30.377	619.564	102.970
3	128.98	-97.190	598.570	30.523	625.477	99.979
...	...	...	...	...	...	...
18	133.560	-100.650	595.770	30.647	634.045	98.491
19	128.950	-97.170	598.560	30.503	628.365	101.648
20	124.350	-93.710	601.300	30.356	622.776	104.862

表 5-11 机器人末端位移数据

NO.	机器人坐标系坐标 (mm)			左相机坐标系坐标 (mm)		
	R-X	R-Y	R-Z	V-X	V-Y	V-Z
1	241.400	-96.700	616.600	181.829	988.308	215.288
2	240.410	-96.610	616.600	182.774	988.190	215.223
3	241.320	-96.780	616.600	181.979	988.588	215.229
...	...	...	...	...	...	...
18	240.470	-97.650	615.700	183.193	988.492	214.288
19	240.470	-97.840	616.590	183.122	988.547	215.187
20	240.470	-97.760	615.530	183.050	988.476	214.111

将机器人三轴位移分量和相机坐标系坐标下三轴位移分量矢量合成，图 5-14、5-15、5-16、5-17 分别为多臂机器人关节 1、关节 2、关节 3 及末端实际合位移曲线和视觉测量方案计算得出的合位移曲线。实验结果表明，基于视觉的振动测量结果与实际值基本一致，以 1mm 为参考值，平均测量误差小于 0.04mm，最大误差不高于 0.07mm，验证了所提视觉测量方法能有效获取多臂机器人振动位移数据。

表 5-12 多臂机器人振动测量结果

位置	参考值/mm	平均误差/mm	最大误差/mm
关节 1	1	0.0354	0.0700
关节 2	1	0.0240	0.0521
关节 3	1	0.0263	0.0446
末端	1	0.0272	0.0609

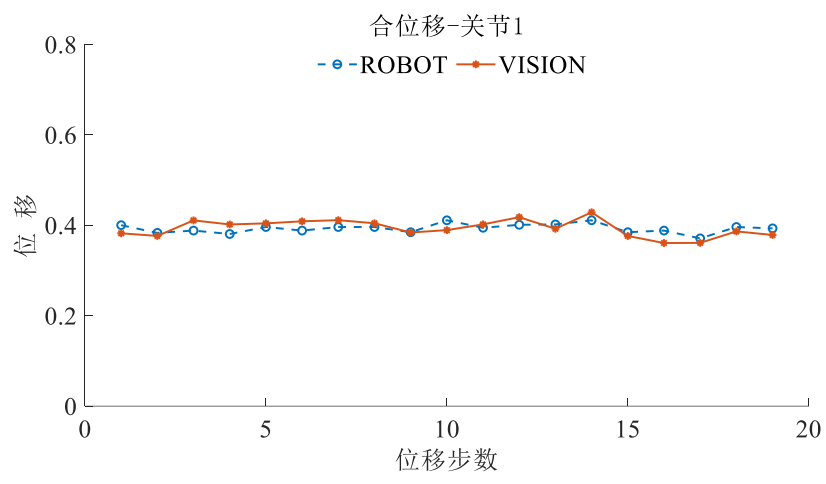


图 5-14 多臂机器人关节 1 振动合位移图

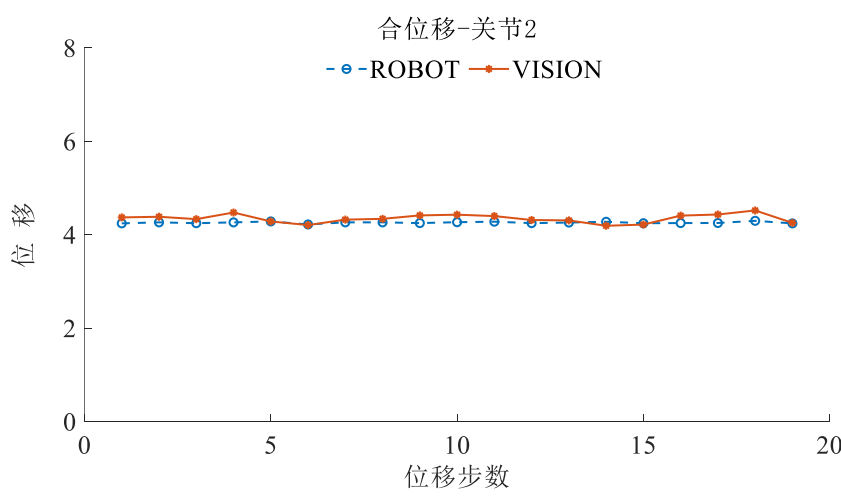


图 5-15 多臂机器人关节 2 振动合位移图

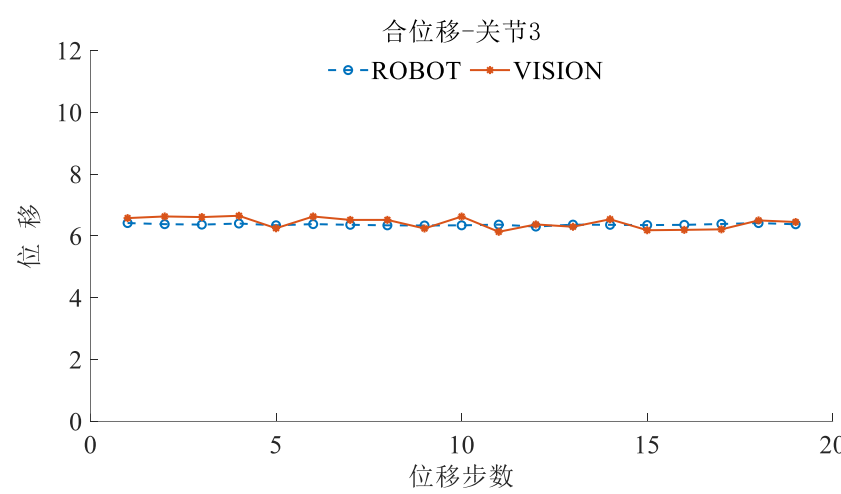


图 5-16 多臂机器人关节 3 振动合位移图

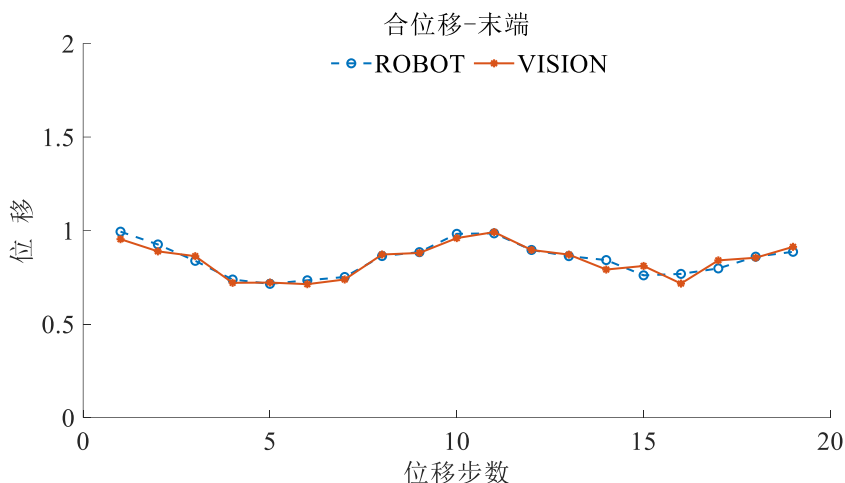


图 5-17 多臂机器人末端振动合位移图

5.5 视觉测量方案实际应用适应性测试与分析

5.5.1 高动态工况下适应性

在高动态工况下，工业机器人通常以高速、高加速度模式进行复杂的空间运动，此时其结构振动响应剧烈且频率范围宽广。本文采用六自由度多臂机器人作为实验对象，设置其关节运动速度和加速度为系统的最大值。图 5-18 为多臂机器人高动态工况下视觉测量实验平台，在机器人末端上粘贴散斑标识，控制各关节进行高速、高加速度模式进行复杂的空间运动，通过双目视觉系统采集机器人末端上散斑图片，并使用本文所提视觉测量方法获取标识位移数据，相机参数设置同 5.4.1 节。



图 5-18 多臂机器人高动态工况下视觉测量实验平台

表 5-13 为多臂机器人在高动态工况下，视觉测量机器人末端获取的机器人坐标系和相机坐标系下的坐标数据。

表 5-13 高动态工况下机器人末端位移数据

No.	左相机坐标系坐标(mm)			机器人坐标系坐标(mm)		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	151.410	316.540	610.660	46.0845	453.881	-23.780
2	161.390	306.580	610.650	36.0613	443.614	-23.741
3	170.310	296.540	610.740	27.0153	433.579	-23.722
...	...	...	...	...	...	...
18	139.930	286.530	632.940	27.254	462.743	7.250
19	139.980	296.110	622.970	37.297	462.981	-3.014
20	140.100	305.110	613.080	47.335	463.104	-12.292

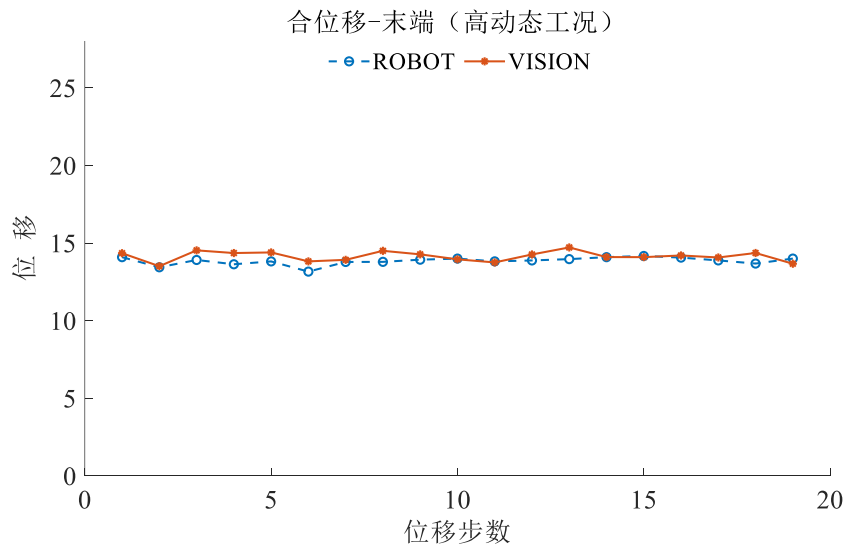


图 5-19 高动态工况下机器人末端运动合位移图

实验结果表明，所提视觉测量方法在高动态工况下表现出色，能够准确提取机器人末端的运动位移数据。测量数据与机器人控制系统记录的实际运动数据对比显示，以 1mm 为参考值，平均测量误差为 0.036mm，最大误差为 0.075mm，充分证明了其高动态工况下的高精度测量能力和稳定性。

5.5.2 强光干扰下鲁棒性

在强光干扰实验中，开启辅助光源并调节亮度，使相机图像出现过曝现象，如图 5-20 所示，实验平台及装置参数同 5.4.1 节。采用第 4 章提出的振动信号降噪方法对实测数据进行处理，并将降噪后的振动信号进行 FFT 分析并提取柔性臂的前几阶固有频率，对应频谱如图 5-21 所示，同时与有 ANSYS 有限元分析数据进行对比验证。

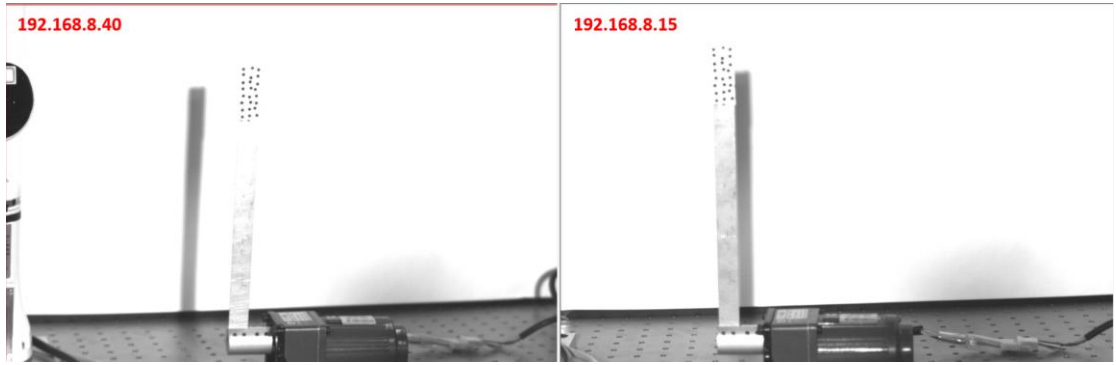


图 5-20 单柔性臂图像过曝现象图

表 5-14 表明所提方法依然能够有效提取机器人的振动位移信息，模态分析表明，所测得的机器人固有频率变化趋势与理论分析一致，误差控制在 5% 以内，证实了系统在强光干扰下的良好适应性和可靠性。

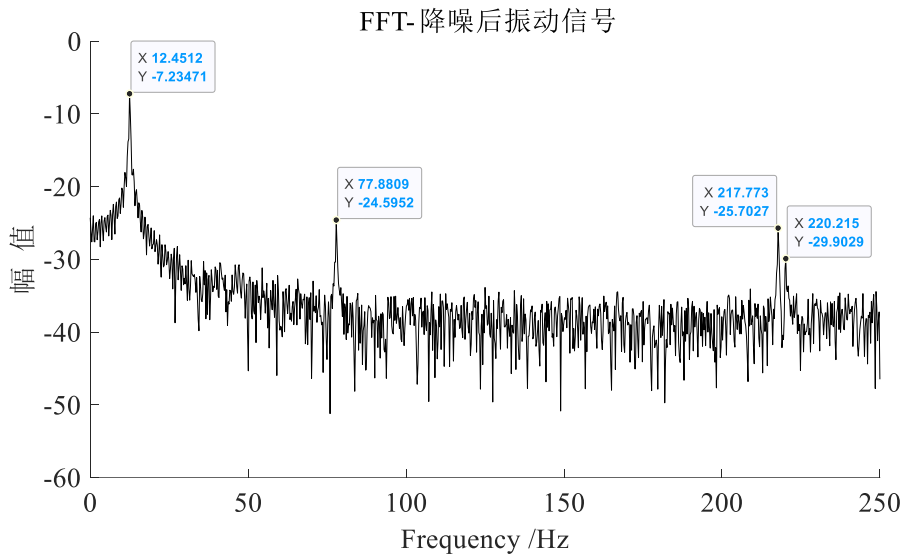


图 5-21 单柔性臂频谱图

表 5-14 有限元分析与基于机器视觉测试的固有频率结果对照表

模态	有限元分析 (HZ)	视觉测量分析 (HZ)	误差 (%)
1	13.03	12.45	4.45
2	81.66	77.88	4.63
3	228.73	217.77	4.79
4	231.68	220.22	4.95

5.5.3 复合干扰条件下性能测试

为更全面地评估系统的性能，本文开展了复合干扰条件下的测试实验，即在高动态工况下同时施加强光干扰。实验平台如图 5-18 相同，调节补光灯亮度，使相机图像出现过曝现象，控制各关节进行高速、高加速度模式进行复杂

的空间运动。表 5-15 为多臂机器人在复合干扰条件下视觉测量机器人末端获取的机器人坐标系和相机坐标系下的位移数据。

表 5-15 复杂工况下机器人末端位移数据

No.	左相机坐标系坐标(mm)			机器人坐标系坐标(mm)		
	X	Y	Z	X	Y	Z
1	151.410	316.540	610.660	37.258	465.723	-14.833
2	161.390	306.580	610.650	27.314	455.378	-14.815
3	170.310	296.540	610.740	17.351	445.246	-14.793
...	...	...	...	...	...	...
18	139.930	296.110	620.940	46.085	453.881	-23.780
19	139.980	306.110	610.970	36.061	443.614	-23.741
20	140.100	315.800	600.080	27.015	433.579	-23.722

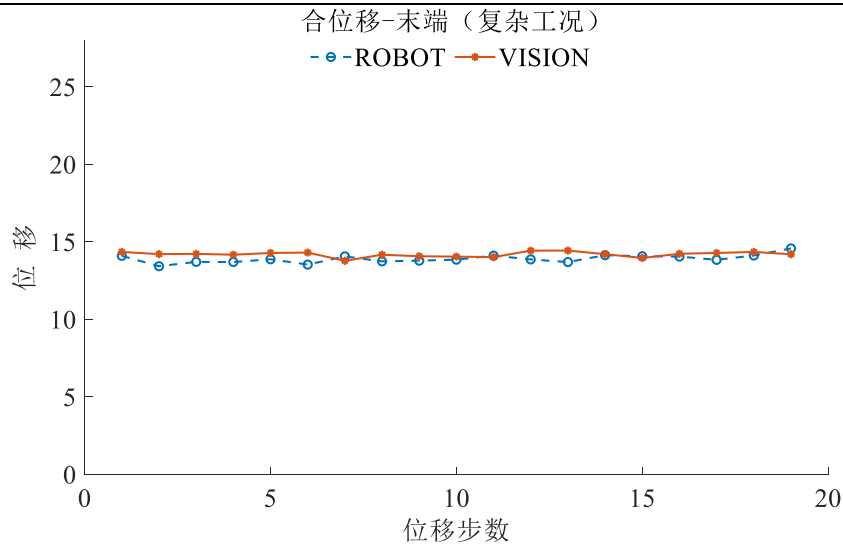


图 5-22 复杂工况下机器人末端运动合位移图

实验结果显示，尽管存在多种干扰因素，所提视觉测量系统仍能稳定运行并准确提取机器人全局结构的振动位移数据。以 1mm 为参考值，平均测量误差为 0.038mm，最大误差为 0.078mm。展现出良好的鲁棒性和适应性，能够满足实际工业现场复杂工况下的测量需求。

5.6 本章小结

本章通过构建双目视觉振动测量系统与实验平台，系统验证了基于三维数字图像相关技术的工业机器人全局结构振动视觉测量方法的可行性与精度。首先，搭建了由高速相机、光学镜头及辅助光源组成的汇聚式双目视觉系统，并通过三自由度直角坐标机器人的单轴步进实验验证了系统的空间定位精度，实验结果表明 X、Y、Z 轴位移测量的平均误差均小于 0.03mm/mm，最大误差不超过 0.07mm/mm。其次，以柔性臂为对象开展急停激励实验，结合

ICEEMDAN-样本熵-改进 WTD 方法对振动信号降噪处理,降噪后信号信噪比显著提升,通过快速傅里叶变换分析得到的柔性臂的固有频率与 ANSYS 仿真结果高度吻合,误差控制在 5%以内;以多臂机器人为实验对象进行低幅振动实验,实验表明所提振动测量方法获取到的振动位移数据与机器人实际振动位移高度一致,平均测量误差低于 0.04mm/mm,最大误差不高于 0.07mm/mm。最后,通过一系列实验对所提工业机器人全局结构振动视觉测量方法在高动态工况和强环境干扰下的适应性和鲁棒性进行了深入测试与分析,结果表明所提方法在具有较强的适应性和鲁棒性,适用于实际工业生产中的复杂应用场景,为其在工业领域的广泛应用提供了有力的技术支撑和理论依据。

第 6 章 结论与展望

6.1 结 论

工业机器人广泛应用于汽车制造、精密加工、航空航天等领域。随着工业 4.0 的推进，工业机器人技术已成为衡量国家工业水平的重要指标。视觉测量技术因其非接触、高灵活性、高精度和全局观测能力，已成为机器人振动测量领域的关键技术。本文针对工业机器人全局结构振动测量问题，探究了一种视觉测量方法，通过双目视觉系统和三维数字图像相关技术，实现了对机器人振动的高精度、全场测量。主要工作如下：

（1）构建了基于双目视觉的机器人结构振动测量方案，分析了基于视觉的振动测量过程，阐述了测量过程中相机标定、三维重建等重要环节实现的基础原理。

（2）阐述了基于 DIC 技术的视觉测量原理，详细介绍了基于三维数字图像相关法的振动数据获取内容和流程，包括散斑制备、图像预处理、基于 ZNSSD 模板匹配与双线性插值联合提取目标亚像素坐标及振动数据提取，通过实验验证了所提视觉测量方法在结构体运动测量中的有效性。

（3）针对视觉测量中振动信号的噪声抑制问题，提出 ICEEMDAN-样本熵-WTD 降噪方法，并通过仿真实验进行验证，实验结果表明，振动信号在所提方法处理后信噪比提高了 9.42dB，均方误差降低了 0.1466，波形互相关系数提高了 11.04%，验证了该方法在去除噪声的同时能够保留振动信号的有效成分，能够显著提升信号质量。

（4）搭建了实验平台对所提方法的有效性进行验证，单柔性臂、双柔性臂和多臂机器人振动测量实验的结果表明，所提视觉测量方法能够准确提取机器人全局结构的振动位移数据，降噪后的柔性臂振动信号通过处理分析得到的固有频率与 ANSYS 仿真分析结果一致，误差限制在 5%以下；多臂机器人的实际振动数据与所提视觉测量方法获取的位移数据一致，平均测量误差低于 0.04mm/mm，最大误差不高于 0.07mm/mm；针对实际工业生产中的复杂应用场景，通过一系列实验对所提工业机器人全局结构振动视觉测量方法在高动态

工况和强环境干扰下的适应性和鲁棒性进行了深入测试与分析，结果表明所提方法在具有较强的适应性和鲁棒性，验证了该方法在机器人全局结构振动测量中的可行性和精确性。

6.2 展 望

本文针对工业机器人全局结构振动测量问题，探讨了一种基于三维数字图像相关技术的视觉测量方法，并通过实验验证了其有效性。然而，受限于时间和能力，研究仍存在一些不足之处：

（1）单一的视觉测量方法虽然具有诸多优势，但没有与 SLDV 或视觉光流法等先进非接触手段的实验对比数据，缺乏与现有非接触测量方法的直接对比。未来的研究可以探索多模态数据融合技术，补充视觉测量与其他先进非接触手段测量的实验数据对比，实现更全面、更可靠的机器人振动监测。

（2）本文振动特性实验验证聚焦于单柔性臂和双柔性臂，而多臂机器人由于结构耦合特性复杂，其模态特性难以通过现有有限元模型准确预测。未来可通过构建多臂机器人振动模态数据库，验证本文视觉测量方法应用于多臂机器人全局振动的有效性。

参考文献

- [1] 黄震. 打磨机器人刚度特性及振动实验研究[D]. 河北工业大学, 2022.
- [2] 张玉玲, 谷勇霞, 赵杰亮, 等. 基于PSD的柔性机械臂末端振动特性测试与分析[J]. 振动测试与诊断, 2016, 36(02): 233-239+397.
- [3] 张卓奇. 考虑关节柔性的工业机器人末端残余振动抑制技术研究[D]. 华中科技大学, 2022.
- [4] Gierlak P, Warmiński J. Analysis of bifurcation vibrations of an industrial robot arm system with joints compliance[J]. Applied Sciences, 2023, 13(21): 11941.
- [5] Tian Y, Yue X, Wang L, et al. Vibration suppression of collaborative robot based on modified trajectory planning[J]. Industrial Robot: the international journal of robotics research and application, 2023, 50(01): 45-55.
- [6] Cui G, Li B, Tian W, et al. Dynamic modeling and vibration prediction of an industrial robot in manufacturing[J]. Applied Mathematical Modelling, 2022, 105: 114-136.
- [7] Wang Z X, Zhang X Y, Li F F, et al. Review on the research developments of robot machining systems and cutting chatter behaviors[J]. Journal of Vibration and Shock. 2017; 36(14): 147-55.
- [8] 张清华, 平面3-RRR柔性并联机器人机构弹性动力学建模与振动主动控制研究[D]. 华南理工大学, 2013.
- [9] 仪凌霄, 王之海, 柳小勤, 等. 工业机器人关节传动系统机电耦合振动特性分析[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(07): 1009-1017.
- [10] 沈孝栋, 刘长毅, 张柏寿. 考虑关节柔性的机器人制孔过程动力学仿真[J]. 机械设计与制造, 2015, (03): 196-200.
- [11] Zhang Z, Li H, Meng G, et al. Chatter detection in milling process based on the energy entropy of VMD and WPD[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2016, 108: 106-112.
- [12] 牛蓉. 工业机器人铣削加工振动研究[D]. 兰州理工大学, 2020.
- [13] Jiang W, Chen D, Zheng Y, et al. Active disturbance rejection control based on inertia estimation and variable gain for servomechanism of industrial robot[J]. Measurement and Control, 2022, 55(03-04): 189-197.
- [14] 吴清锋, 胡伟健, 王清忠, 等. 环境振动对工业机器人位置重复性的影响[J]. 机床与液压, 2021, 49(12), 57-59.
- [15] Fan W, Qiao P Z. Vibration-based damage identification methods:a review and comparative study[J]. Structural Health Monitoring, 2011, 10(01): 83-111.

- [16] 王国彪, 何正嘉, 陈雪峰, 等. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报, 2013, 49(01): 63-72.
- [17] 赵璞. 工业机器人关节振动抑制策略研究[D]. 华中科技大学, 2020.
- [18] Moreno J, Clotet E, Tresanchez M, et al. Measurement of vibrations in two tower-typed assistant personal robot implementations with and without a passive suspension system[J]. Sensors, 2017, 17(5): 1122.
- [19] Chu Z, Cui J. Experiment on vibration control of a two-link flexible manipulator using an input shaper and adaptive positive position feedback[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2015, 7(10): 1687814015610466-1687814015610466.
- [20] Syed H H. Comparative study between positive position feedback and negative derivative feedback for vibration control of a flexible arm featuring piezoelectric actuator[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2017, 14(4): 1729881417718801.
- [21] 谢文举. 基于深度学习的工业机器人末端抖动状态智能检测方法研究[D]. 重庆交通大学, 2023.
- [22] 高轲. 基于静动态刚度的铣削加工机器人姿态最优调控研究[D]. 吉林大学, 2023.
- [23] Lin Z C, Xin W, Yang J, et al. Dynamic trajectory-tracking control method of robotic transcranial magnetic stimulation with end-effector gravity compensation based on force sensors[J]. Industrial Robot: An International Journal, 2018, 45(6): 722-731.
- [24] 张玉玲, 谷勇霞, 赵杰亮, 等. 基于PSD的柔性机械臂末端振动特性测试与分析[J]. 振动. 测试与诊断, 2016, 36(02): 233-239+397.
- [25] Shan J J, Liu H T, Sun D. Slewing and vibration control of a single-link flexible manipulator by positive position feedback [J]. Mecha tronics, 2005, 15: 487-503.
- [26] Algburi R N A, Gao H. Health assessment and fault detection system for an industrial robot using the rotary encoder signal[J]. Energies, 2019, 12(14): 2816.
- [27] Algburi R N A, Gao H. Detecting feeble position oscillations from rotary encoder signal in an industrial robot via singular spectrum analysis[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2020, 14(5): 600-609.
- [28] 彭富豪, 于开平, 康亚涛等. 变截面舵面结构全场瞬态变形测量及振动特性分析[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(06): 84-90+119.
- [29] Di L E, Lava P, Balcaen R, et al. Full-field modal analysis using high-speed 3D digital image correlation[C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2018, 1149(1): 012007.
- [30] Khalil H, Kim D, Nam J, et al. Accuracy and noise analyses of 3D vibration measurements using laser Doppler vibrometer[J]. Measurement, 2016, 94: 883-892.

- [31] 张铁, 李熙尧, 邹焱飏. 机器人柔性负载残余振动抑制及测量方式研究[J]. 机械设计与制造, 2022, (05): 225-229.
- [32] Wu J, Peng F Y, Tang X W, et al. Characterization of milling robot mode shape and analysis of the weak parts causing end vibration[J]. Measurement, 2022, 203: 111934.
- [33] 孙朝阳, 彭芳瑜, 唐小卫, 等. 基于自适应变分模态分解与功率谱熵差的机器人铣削加工颤振类型辨识[J]. 机械工程学报, 2023, 59(09): 90-100.
- [34] Shao Y, Li L, Li J, et al. Computer vision based target-free 3D vibration displacement measurement of structures[J]. Engineering Structures, 2021, 246: 113040.
- [35] Robin O, O'Donoghue P, Berry A, et al. Full field vibration measurements on a cantilever beam under impact using visible and infrared deflectometry[J]. Applied Acoustics, 2021, 183: 108294.
- [36] 彭聪, 缪卫东, 曾聪. 基于机器视觉的轻型梁三维振动测量方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(02): 207-212.
- [37] Neri P, Paolo A, Razionale A. et al. Low-speed cameras system for 3D-DIC vibration measurements in the kHz range[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108040.
- [38] Sels S, Vanlanduit S, Bogaerts B, et al. Three-dimensional full-field vibration measurements using a handheld single-point laser Doppler vibrometer[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 126: 427-438.
- [39] Lin G, Lu Z R, Liu J, et al. Monocular out-of-plane vibration measurement using parametric homography[J]. Journal of Sound and Vibration, 2024, 570: 118140.
- [40] Teyssieux D, Euphrasie S, Cretin B. MEMS in-plane motion/vibration measurement system based CCD camera[J]. Measurement, 2011, 44(10): 2205-2216.
- [41] Javh J, Slavič J, Boltežar M. The subpixel resolution of optical-flow-based modal analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 88: 89-99.
- [42] 邓华夏, 陈帅, 王君, 等. 利用有限测点的振动位移预测全局应变的研究[J]. 实验力学, 2018, 33(05): 685-695.
- [43] Reu P L, Rohe D P, Jacobs L D. Comparison of DIC and LDV for practical vibration and modal measurements[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 86: 2-16.
- [44] Puustinen O. Digital image correlation for identification of vibration modes[C]. Residual Stress, Thermo mechanics & Infrared Imaging, Hybrid Techniques and Inverse Problems, Volume 8: Proceedings of the 2013 Annual Conference on Experimental and Applied Mechanics. Springer International Publishing, 2014: 143-151.

- [45] San Ha N, Jin T, Goo N S. Modal analysis of an artificial wing mimicking an *Allomyrina dichotoma* beetle's hind wing for flapping-wing micro air vehicles by noncontact measurement techniques[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2013, 51(05): 560-570.
- [46] Qian B, Liang J, Gong C, et al. Measurement of deformation and strain field of cantilever beam under forced vibration[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2019, 90(12): 125103.
- [47] Poozesh P, Baqersad J, Niezrecki C, et al. Large-area photogrammetry based testing of wind turbine blades[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 86: 98-115.
- [48] 徐德, 谭民, 李原. 机器人视觉测量与控制. 第3版[M]. 北京: 国防工业出版社, 2016: 8.
- [49] Sutton M A, Orteu J J, Schreier H. Image correlation for shape, motion and deformation measurements: basic concepts, theory and applications[M]. Springer Science & Business Media, 2009: 1-321.
- [50] 胡云川. 基于三维数字图像相关法的振动测量研究[D]. 东华理工大学, 2015.
- [51] Shanthamallappa M. Robust Speech Enhancement Using Dabauchies Wavelet Based Adaptive Wavelet Thresholding for the Development of Robust Automatic Speech Recognition: A Comprehensive Review[J]. *Wireless Personal Communications*, 2024, 137(04): 2085-2119.
- [52] Xiao X, Liu H, Ma Z. An empirical mode decomposition de-noising method based on singular spectrum analysis[J]. *Computer Engineering & Science*, 2017, 39(05): 919.
- [53] 唐斌, 池茂儒, 赵明花, 等. 基于ICEEMDAN和共振解调的轴承故障检测方法[J]. *铁道机车车辆*, 2024, 44(04): 84-91.
- [54] 瞿伟, 李达, 李久元, 等. 一种结合时序分解与相似分量重组的深度学习滑坡位移组合预测模型[J]. *大地测量与地球动力学*, 2025, 45(03): 221-230.
- [55] 章芳情, 袁方, 贺玉, 等. 基于NLM-CEEMDAN和样本熵的水电机组振动信号去噪[J]. *中国农村水利水电*, 2023, (06): 286-294.
- [56] 唐鹏, 郭宝平. 改进型阈值函数寻优法的小波去噪分析[J]. *信号处理*, 2017, 33(01): 102-110.

攻读硕士期间的主要成果

- [1] 华鹏, 吴路路, 熊新炎, 等. 基于 ICEEMDAN-样本熵-改进 WTD 的振动信号降噪方法[J]. 安徽科技学院学报 (已录用)

致 谢

行文至此，硕士生涯即将落幕，回忆往昔，感慨万千。值此论文完成之际，我向所有伴我走过这段学术旅程的师长、同窗和家人致以最诚挚的谢意。

首先，我要特别感谢我的导师吴路路副教授。在整个研究过程中，您不仅传授了我宝贵的学术知识，还给予我深入思考问题的独特视角和严谨的学术态度。您在繁忙的工作中始终耐心指导我，帮助我克服一个又一个难题，从课题方向的确定到实验方案的反复推敲，从关键技术难题的突破到论文框架的搭建，您始终以严谨的治学态度和深厚的学术底蕴为我指明方向。

感谢智能装备实验室的各位老师和同学，感谢你们在研究过程中给予的帮助与支持。在与大家的交流与讨论中，我不断提高了自己的学术水平和研究能力。特别是蔡磊、徐晶晶和黄李成同学，感谢你们在实验操作、数据分析等方面给予的无私帮助，你们热心的态度让我感受到团队合作的重要性。

感谢我的家人，感谢你们一直以来的理解、支持与鼓励。在我追求学术梦想的道路上，是你们无私的爱和关怀让我能够专心致志、不畏艰难，度过一个难忘的岁月。愿您们身体健康、平安喜乐。

最后，感谢安徽工程大学为我提供了这么好的学习环境。愿诸位同窗前程似锦，师长们桃李满天下，母校蒸蒸日上！

尚禮敏學 唯實惟新

