

类号：TP273

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210330119

题 目 基于高速视觉的振动测量算法研究

题 目 **Research on Vibration Measurement**
Algorithm Based on High Speed Vision

学 生 姓 名：褚冬亭

指 导 教 师：刘丙友（教授）

校 外 导 师：郑正（高级工程师）

专业学位类别：电子信息

研究方向（领域）：检测技术与自动化装置

论文答辩日期：2024 年 5 月 22 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： 褚冬哥

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： 储冬冬

指导教师签名： 王立波

日期：2024 年 5 月 30 日

日期：2024 年 5 月 30 日

基于高速视觉的振动测量算法研究

摘 要

高速视觉测量技术结合高速摄像机和图像处理技术,对目标物体进行视频拍摄,通过图像分析提取出振动信息以实现信号处理。这种技术的发展和不断创新正不断推动工业和科学的进步以及提高测量精度、自动化水平和数据处理能力。该技术不仅提供了更可靠和高效的解决方案,还赢得了国内外众多研究人员的广泛关注。

本文首先简述了高速视觉测振的研究背景及其在国内外的发展情况。随后,详细介绍了高速视觉测量系统的各个组成部分以及标定方法和测量流程,并对系统中相机的成像几何原理进行了推导。接着,本文从基于模板匹配和基于深度学习的位移提取方法两方面入手,逐个分析其特点、并针对其特点进行深入研究提出改进方法。本文的主要研究内容如下:

(1) 针对振动位移提取过程中存在计算精度低以及微小振动难测量的问题,本文在基于模板匹配的位移提取算法的基础上,提出了一种基于视频放大和改进边缘信息的微小振动测量方法。首先,使用基于相位的欧拉视频放大算法(Phase based Eulerian Video Magnification, PEVM)放大视频中物体的微小变化量;然后,通过曲面拟合法提升模板匹配过程中的亚像素定位精度;最后,改进传统边缘信息提取算法,提取出重要特征信息,以更高效的方式创建新模板,解决了模板创建耗时高的问题,还减少了匹配点,并通过设定阈值实现自适应搜索步

长。将该算法应用到音叉振动频率测量实验中，结果显示，基于视频放大和改进边缘信息的微小振动测量方法的总消耗时间减少了 79.09%，而音叉左右侧频率为 255.5Hz，与自然振动频率 256Hz 相近，仅有 0.1953% 的微小误差。这一结果验证了基于视频放大和改进边缘信息的微小振动测量方法能够准确识别微小振动特征，显著降低了计算时间，提升了计算精度和效率，从而实现了实验对象振动频率的准确测量，并最终实现了微小振动的可视化测量。

(2) 针对振动位移提取过程中存在低测量精度、抗干扰能力不足和鲁棒性差等方面的问题，本文以基于 YOLOv7(You Only Look Once Version7)的目标检测方法为研究基础，提出了一种基于改进 YOLOv7 的位移提取算法，并将其应用到桥梁振动频率测量实验中。首先，为提高目标模板检测精度和加快目标检测速度，以实现有效的特征信息提取，本文在原始的 YOLOv7 的网络框架中增设了三个模块，分别是改善空间注意力(Improving Spatial Attention, ISA)模块、引导空间注意力(Channeling Spatial Attention, CSA)模块和增强特征提取(Enhanced Feature Extraction, EFE)模块；然后，通过分解拍摄的桥梁运动视频，并手动创建新的数据集，使用改进的 YOLOv7 目标检测算法逐帧从检测框的位置信息中计算位移，从而提取到每一帧目标物体的位移信息；最后，经过频谱分析得到振动频率。实验结果表明，桥梁振动频率的实测值与实际振动源设定的 20Hz 仅相差 0.02Hz，误差仅为 0.1%。这验证了基于改进 YOLOv7 的位移提取算法的准确性和鲁棒性，能够精准提取桥梁振动频率并有效减少干扰。

(3) 本文针对位移信息中含有噪声的问题, 设计了两种去噪方法——改进型小波去噪方法和迭代奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 去噪方法, 并通过仿真实验验证了其去噪方法的有效性。实验表明改进后的阈值函数与其他阈值函数去噪后得到的数据相比, 其 PSNR 值最高, MSE 值最小, 去噪效果最佳。随着迭代次数的增加, 采用迭代 SVD 去噪法得到的位移信号中噪声的残余量逐渐变少, 去噪效果进一步提升。

本研究旨在实现振动位移的高效高精度测量, 并提供有效解决方案, 以满足信号处理、振动分析等领域对高精度、可靠性和自动化的需求。通过实验验证, 这些方法不仅在实验条件下表现出良好效果, 而且具有一定的普适性和实用性, 为振动位移测量领域的进一步发展提供了重要的参考和支持。

关键词: 视觉测量, 振动位移提取, 模板匹配, YOLOv7, 去噪

RESEARCH ON VIBRATION MEASUREMENT ALGORITHM BASED ON HIGH SPEED VISION

ABSTRACT

High-speed vision measurement technology combines high-speed cameras and image processing technology to take video shots of target objects and extract vibration information through image analysis for signal processing. The development and innovation of this technology is continuously driving industrial and scientific progress as well as improving measurement accuracy, automation levels and data processing capabilities. The technology not only provides a more reliable and efficient solution, but has also won the widespread attention of many researchers at home and abroad.

This paper firstly briefly describes the research background of high-speed visual vibration measurement and its development at home and abroad. Subsequently, it introduces in detail the components of the high-speed visual measurement system, as well as the calibration method and measurement process, and derives the imaging geometry principle of the camera in the system. Then, this paper starts from the two aspects of displacement extraction methods based on template matching and deep learning, analyzes their features one by one, and proposes improvement

methods for their in-depth study. The main research content of this paper is as follows:

(1) Aiming at the problems of low computational accuracy and difficult measurement of small vibrations in the process of vibration displacement extraction, this paper proposes a method of small vibration measurement based on video amplification and improved edge information on the basis of template matching-based displacement extraction algorithm. First, the Phase based Eulerian Video Magnification (PEVM) algorithm is used to magnify the amount of tiny changes of the object in the video; then, the sub-pixel localization accuracy in the template matching process is improved by the surface fitting method; finally, the traditional edge information extraction algorithm is improved to extract the important feature information to create new templates in a more efficient way, which solves the problem of high time-consuming template creation and also reduces the matching points, and realizes the adaptive search step by setting the threshold. Applying this algorithm to the tuning fork vibration frequency measurement experiments, the results show that the total consumed time of the tiny vibration measurement method based on video zoom and improved edge information is reduced by 79.09%, while the tuning fork left and right side frequencies are 255.5Hz, which is similar to the natural vibration frequency of 256Hz, with only a tiny error of 0.1953%. This result verifies that the tiny

vibration measurement method based on video amplification and improved edge information can accurately identify tiny vibration features, significantly reduce the computation time, and improve the computational accuracy and efficiency, thus realizing the accurate measurement of the vibration frequency of the experimental object, and ultimately realizing the visualization measurement of tiny vibration.

(2) Aiming at the problems of low measurement accuracy, insufficient anti-interference ability and poor robustness in the process of vibration displacement extraction, this paper proposes a displacement extraction algorithm based on improved You Only Look Once Version7 (YOLOv7) as the research basis of the target detection method, and applies it to the bridge vibration frequency measurement experiment. . First, in order to improve the target template detection accuracy and accelerate the target detection speed for effective feature information extraction, this paper adds three modules to the network framework of the original YOLOv7, which are the Improved Spatial Attention (ISA) module, the Channeling Spatial Attention (CSA) module and the Enhanced Feature Extraction (EFE) module. Then, by decomposing the captured bridge motion video and creating a new dataset manually, the improved YOLOv7 target detection algorithm is used to compute the displacement from the position information of the detection frame frame by frame, so as to extract the displacement information of the target

object in each frame; finally, the vibration frequency is obtained after spectral analysis. The experimental results show that the measured value of the bridge vibration frequency is only 0.02 Hz different from the 20 Hz set by the actual vibration source, and the error is only 0.1%. This verifies the accuracy and robustness of the displacement extraction algorithm based on the improved YOLOv7, which can accurately extract the bridge vibration frequency and effectively reduce the interference.

(3) In this paper, for the problem of noise in displacement information, two denoising methods are designed-improved wavelet denoising method and iterative Singular Value Decomposition (SVD) denoising method, and the effectiveness of the denoising methods is verified through simulation experiments. The experiments show that the improved threshold function has the highest PSNR value, the smallest MSE value and the best denoising effect compared with the data obtained after denoising with other threshold functions. With the increase of the number of iterations, the residual amount of noise in the displacement signal obtained by the iterative SVD denoising method gradually becomes less, and the denoising effect is further improved.

This study aims to realize efficient and high-precision measurement of vibration displacement and provide effective solutions to meet the demands for high precision, reliability and automation in signal processing, vibration analysis and other fields. Through experimental

verification, these methods not only show good results under experimental conditions, but also have a certain degree of universality and practicality, which provides an important reference and support for the further development of the field of vibration displacement measurement.

Chu Dongting(Electronic Information)

Supervised by Liu Bingyou

KEY WORDS: vision measurement, vibration displacement extraction, template matching, YOLOv7, denoising

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT	IV
第 1 章 绪论.....	1
1.1 高速视觉测振的研究背景及意义.....	1
1.2 高速视觉测量的国内外研究现状.....	2
1.3 论文的选题.....	5
1.4 论文研究的主要内容和章节安排.....	5
1.5 本章小结.....	7
第 2 章 高速视觉测量系统的设计研究.....	8
2.1 引言.....	8
2.2 高速视觉测量系统的构架.....	8
2.2.1 辅助拍摄系统.....	9
2.2.2 图像采集装置.....	9
2.2.3 计算机控制处理系统.....	12
2.3 高速视觉测量系统的标定.....	12
2.3.1 成像几何基础.....	12
2.3.2 张氏标定法.....	15
2.4 本章小结.....	17
第 3 章 基于模板匹配的振动特征测量方法研究.....	18
3.1 引言.....	18
3.2 PEVM 算法.....	18
3.2.1 PEVM 算法流程.....	19
3.2.2 PEVM 算法原理.....	19
3.3 基于模板匹配的位移提取算法研究.....	21
3.3.1 图像模板匹配简述.....	21
3.3.2 亚像素精度提升.....	22
3.4 基于 ZNCC 的位移提取算法及改进算法.....	26

3.4.1 基于 ZNCC 的位移提取算法	26
3.4.2 基于曲面拟合算法的 ZNCC 模板匹配精度优化	28
3.4.3 基于改进边缘信息算法与 ZNCC 的位移提取算法	30
3.4.4 基于视频放大和改进 Sobel 的微小振动测量方法	33
3.5 音叉振动频率测量实验	34
3.6 本章小结	37
第 4 章 基于 YOLOv7 的振动测量方法研究	38
4.1 引言	38
4.2 基于 YOLOv7 的目标检测算法	38
4.2.1 YOLOv7 模型	38
4.2.2 YOLOv7 算法目标检测步骤	40
4.3 基于改进 YOLOv7 的位移提取方法	40
4.3.1 YOLOv7 框架改进	40
4.3.2 数据集建立	43
4.4 去噪方法和仿真实验	44
4.4.1 改进型小波去噪法	44
4.4.2 迭代 SVD 去噪方法	46
4.4.3 去噪方法仿真实验	49
4.5 桥梁振动频率测量实验	52
4.6 本章小结	56
第 5 章 总结与展望	58
5.1 全文总结	58
5.2 后续研究与展望	58
参考文献	60
攻读学位期间发表的学术论文与取得的研究成果	68
致谢	69

第 1 章 绪论

1.1 高速视觉测振的研究背景及意义

振动作为自然界普遍存在的现象，涉及工程、科学、医学等各个领域。通过对振动的检测，在工程上，可以评估工程结构的稳定性、可靠性和耐久性，实现对机械结构健康状态的实时监测和评估；在科学上，用于研究物体的运动规律、振动特性和能量传递机制，深化对自然规律的认识和理解；在医学上，通过对生物体的振动信号进行分析，获取有关生物体状态和功能的信息，为疾病诊断和治疗提供帮助等等。因而振动的测量具有重要的研究意义。其部分研究领域可见图 1-1。

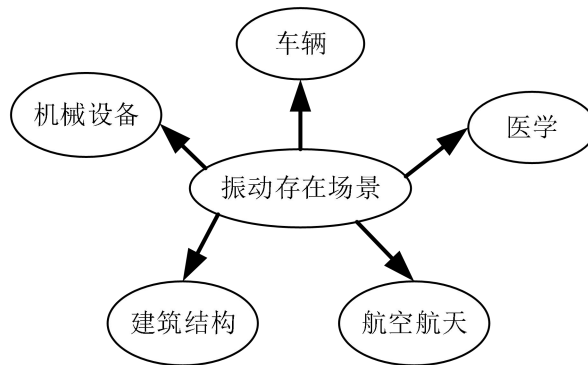


图 1-1 部分应用领域

振动的检测方法根据检测原理和应用场景的不同而有所区别，常见的振动测量方法有机械振动测量法、电学振动测量法和光学振动测量法。其中，机械振动测量法通过机械接触的方式实现振动信号的测量，但可能受到测量设备质量和灵敏度的限制，且对振动检测的环境要求很高、测量精度不高。电学振动测量法采用电学原理来测量振动信号的变化，可以获取高频振动信号，但会受电子设备和噪声的影响，可能需要复杂的信号处理和滤波技术以获得准确的结果。而光学振动测量法采用非接触式测量^[1-3]，不会对被测物体造成影响，可获得高精度和高灵敏度的测量结果，它能够捕捉到微小的振动和变化，具有非接触性、高精度、高灵敏度、适用性广泛等优点，因而近年来被广泛研究和应用。

通过非接触式测量方法实现振动测量，避免了传统测量方法中可能存在的接触干扰，确保不会影响振动目标的振动特性，从而提供了更高的测量精度和可靠

性。在高端制造领域的振动检测中，对于高效、准确和灵活的无损检测需求日益增长。因此，基于非接触式的光学振动检测方法成为首选。随着科学技术的进步，非接触测量已经成为测量领域的热门研究方向，受到了国内外学者的广泛关注和深入研究^[4-7]，在振动测量等领域具有广阔的应用前景^[8-10]。然而，尽管在众多应用场景中，非接触测量系统表现出色，但有时它们可能无法提供足够详尽的信息。因此，引入视觉测量系统^[11]成为一个富有成效的解决方案，从而使得测量结果更加全面和准确。将非接触测量系统与视觉测量系统结合，不仅能够实现更为全面、精确的测量和分析，而且还能够有效提升生产效率和产品质量。这种结合方法能够充分利用两种技术的优势，为各种行业带来更高水平的测量解决方案。

本文以高速视觉拍摄的运动视频为研究对象，通过对应用领域中位移和振动测量等方面存在的问题进行分析和总结，提出了两种基于高速视觉的振动测量方法。首先，本文在基于模板匹配的位移提取方法的基础上，提出了基于视频放大和改进边缘信息的微小振动测量方法；其次，在基于深度学习的目标检测的基础上，提出了基于改进 YOLOv7 的振动测量算法。本文将两种算法应用于实际工程中，均取得良好的测量效果。

1.2 高速视觉测量的国内外研究现状

传统的接触式测量手段需要安装监控设备，且对测量间距、测量设备、测量环境等要求过高，无法满足对监控目标的实时监测，因而众多学者将目光聚焦在基于视觉的测量方法上，常广泛应用基于图像测量的实时监测技术。

视觉测量是一个涵盖多个领域的研究方向，旨在实现对快速变化物体或过程的实时、高精度的测量和分析。在 80 年代初期，基于图像的振动测量和位移测量技术已经提出，并在实际工程项目中得到了应用。Tang 等人^[12]在 1992 年就提出了一种基于柔性光束振动测量的测量系统，这是视觉测量振动的开端，提出了几种方案减少图像处理时间，但是受限于采样率和计算效率，在实际视觉测量应用中较少。但是随着高速摄像机和图像处理技术的不断发展，硬件上的限制对视觉测量的影响逐渐减弱，快速推动了视觉测量方法的发展，不断应用于机械设备、建筑结构、医学影响等领域，某些研究对象如 1-2 所示。



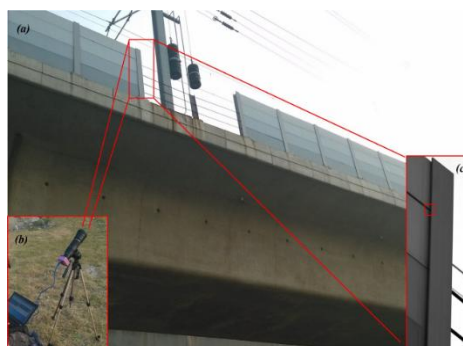
(a) 桥梁



(b) 飞机



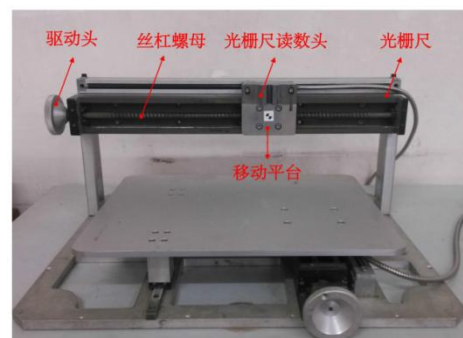
(c) 心率



(d) 声屏障



(e) 叉车方向盘



(f) 光栅尺

图 1-2 视觉测量研究对象

Zhou 等^[13]提出了一种频移交替优化的新型迭代方法，用于估计录制视频中的振动物体的位移。通过交替实现了用于估计像素间正弦模式的 Tikhonov 正则化方法和用于提取帧间随机相移的最小二乘方法来跟踪物体的运动。Chei^[14]设计了一种基于视觉的测量系统通过单目姿态估计进行骑手的运动测量，能够正确描述驾驶员的动态，克服了其他接触系统中的加载效应和安全问题。

视觉测量方法还用于电缆张力估计中，Feng^[15]提出了一种使用基于非接触式视觉的传感器技术测量电缆张力的新颖创新方法，通过远距离测量消除了安装传统传感器时所需电缆的需要，Ji^[16]和 Kim 等^[17]分别采用光流和归一化互相关诱惑

方法进行电缆振动测量和电缆受力估计,经估计测量结果对支撑桥梁和屋顶结构的健康检测具有重要的指导意义。

视觉测量还可用于医学领域,取得了众多研究成果^[18,19]。例如,Ferdous 等^[20]和 Massaroni 等^[21]将视觉测量与呼吸频率测量相结合,分别提出了基于视频的呼吸测量方法,用于监测呼吸频率,以诊断儿童肺炎等生命特征和生理参数。

视觉测量在大型工程结构远距离测量和结构健康监测上也是一个重要的研究方向。Lee 等人^[22]通过在视觉测量方法中引入旋转角度测量方法评估了大型土木结构状况和性能。Wahbeh 等人^[23]提出了一种基于视觉的新型方法,将高速相机与激光跟踪法结合,直接测量了大型桥梁等民用基础设施系统中振动中的位移。Feng 等人^[24]采用一个相机同时测量楼层多个点的结构位移,展示了视觉传感器在结构健康监测应用中的潜力,进一步验证了所提出的视觉传感器对恶劣环境条件的鲁棒性。Xu^[25]提出了一种基于视觉的非接触系统,用于进行桥梁的多点位移测量,能够有效地跟踪桥梁变形,同时跟踪电缆动态特性,以评估桥梁结构的健康状态。

随着视觉测量和图像处理技术的多样化和全方位的发展进步,处理视频中图像信息提取方法越加多样化。近些年来,国内学者对视觉测量领域展开了深入的探索和研究,不仅涉及测量技术的创新,还包括对其应用领域的拓展和深化。雷秀军^[26]利用基于高速视觉测量系统的硬件组合,提出了几种高效的位移提取算法,成功实现了对叉车方向盘在怠速下的振动检测以及取得了螺栓紧固结构损伤的检测成果等。江涛等^[27]提出了一种基于轮廓角点检测的视觉测量方法,解决了现有螺纹关键参数视觉测量方法中易存在螺纹角点误检和漏检导致测量精度降低的问题。黄荔生等^[28]将视觉测量技术与起重机轨道检测工作相结合,对轨道参数进行测量并进行质量评价,实现了起重机轨道检测的智能化、自动化,提高了检测效率。姚鸿梁^[29]在研究隧道结构的受力性能时,引入了机器视觉测量系统进行隧道结构试验。该系统用于测量隧道结构的收敛变形和纵缝张开情况,避免了繁琐的接线,剔除了结构径向弯曲和位移计径向受力所导致的误差,以高效、精准地获取试验过程中结构的变形信息。任国军等人^[30]提出了适用于多种姿态下的人体呼吸率视觉检测方法,该方法将提取的信号在高能量占比的频带范围内利用峰值检测来确定呼吸频率。刘今越^[31]提出了一种基于视觉的非接触式测量方法,提

取出胸腔呼吸区域的像素亮度序列得到呼吸波形信息,通过波峰检测获得呼吸率。

1.3 论文的选题

随着科技的不断发展,基于高速视觉的振动测量方法正逐渐成为振动分析领域的新兴趋势。与传统方法相比,这种新方法通常具有更高的采样率和分辨率,因而能够更准确地捕捉到振动现象中的微小变化。然而,对于研究对象的振动测量,现有技术要求的测量速度和精度也日益提高。本文以高速摄像机为硬件设置,分别以模板匹配与目标检测和识别为研究核心,对视频中振动目标的振动信息进行深入研究。本文首先引入了基于 ZNCC 模板匹配的位移提取算法,并在此基础上提出了一系列方法来改进和提高该算法的亚像素精度和计算效率,结合基于视频放大技术实现了微小振动信息的位移提取;然后提出了一种基于深度学习的目标检测的振动测量方法,通过改进 YOLOv7 网络框架实现运动目标检测区域位移信息的高精度测量;最终通过实验数据对所提出方法进行实验分析验证,实验结果显示算法具有良好的计算效率和测量精度,具备实际应用的重要意义。

1.4 论文研究的主要内容和章节安排

全文研究的主要内容和章节安排可见图 1-3 所示。

第一章阐述了高速视觉测振的研究背景与国内外研究现状、选题原因,最后介绍研究的主要内容和章节安排。

第二章对高速视觉测量系统的设计框架进行介绍,首先阐述了其硬件组成部分和选型特点;然后概括和推算了相机的成像几何基础与张氏标定法;最后提出了高速视觉测量系统的测量流程。

第三章首先阐述了基于视频运动放大算法的原理,对基于相位的欧拉放大进行分析,明确了各种影像放大技术在实际应用中的优势与局限性;然后简要叙述了基于模板匹配的位移提取算法的度量参数与匹配策略;针对微小位移难测量与模板匹配算法计算量大、定位精度低等问题,提出一种基于视频放大与改进边缘信息的微小振动测量方法,首先将基于 ZNCC 的位移提取算法与欧拉视频放大技术相结合,实现研究对象微弱运动的放大,然后在模板匹配过程中引入本文提出的改进的 Sobel 算法提取主要信息,减少匹配计算量进而提高模板创建速度;

最后通过音叉测量实验中验证了所提出方法在实际应用中的有效性与适用性。

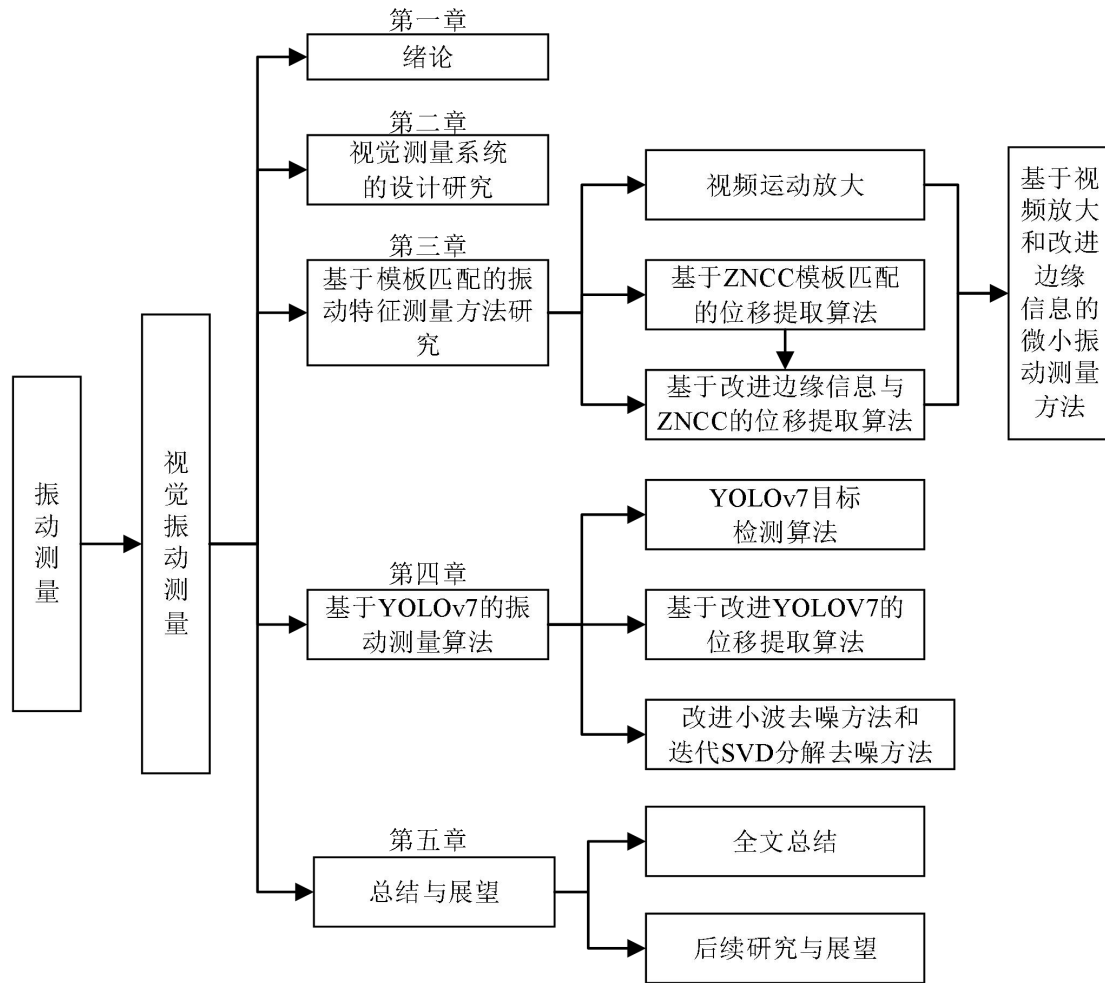


图 1-3 论文结构脉络图

第四章首先简述了基于 YOLOv7 的目标检测方法，针对位移提取过程存在测量精度低、抗干扰能力不足和鲁棒性差等方面的问题，本文提出了一种基于改进 YOLOv7 的振动测量方法。该方法对高速摄像机拍摄的视频帧进行目标检测，通过有效像素的自动高效选择，将选定区域作为模板图像进行模板匹配，最终得到运动位移。通过音叉振动频率测量实验验证了该方法在定位精度和计算时间方面取得了显著的改进。在桥梁振动测量实验中验证了该方法的可行性和优越性，结果表明，该方法具有操作简便、测量精度高和实用性好等优点，具备较高的实际应用价值。为了解决振动位移提取过程中出现的噪声信号问题，本章设计了改进小波去噪方法和迭代 SVD 去噪方法，通过仿真实验验证了这两种去噪方法能够有效地减少位移信息中的噪声。

第五章对本文的研究内容和工作过程进行了总结，详细阐述了本文的创新之

处。最后，指出了在研究过程中遇到的难点以及下一步需要解决的问题，并提出了一些对后续工作的建议。

1.5 本章小结

本章首先对高速视觉测量的研究背景和其在实践中的重要性进行了探讨，并详细阐述了视觉测量技术的诸多优势。接着，系统介绍了国内外高速视觉测量技术的发展现状，为本文的选题提供了充分的背景和动机。随后，阐明了本文选题的合理性和必要性，并全面概述了全文研究的主要内容及各章节的布局 and 安排。

第 2 章 高速视觉测量系统的设计研究

2.1 引言

高速视觉测量利用高速摄像机捕捉运动目标的快速变化，通过图像处理和视频分析提取特征和状态信息，评估目标的健康状况。这种非接触方法无需额外硬件设备，减少了负担和干扰，广泛应用于工程、医学和安全监测领域。

本章详细介绍了高速视觉测量系统的各个硬件组成部分。通过逐一介绍这些设备的功能、选型特点和适用范围等，为读者提供全面的了解。此外，还介绍了高速视觉测量系统的标定过程以确保测量准确性。随后，本文利用这些设备组成的高速测量平台评估所拍摄视频的清晰度和稳定性，确保后续图像处理技术和算法的有效实施，尤其是对于运动目标振动位移的提取，对于保证测量精度和鲁棒性至关重要。

2.2 高速视觉测量系统的构架

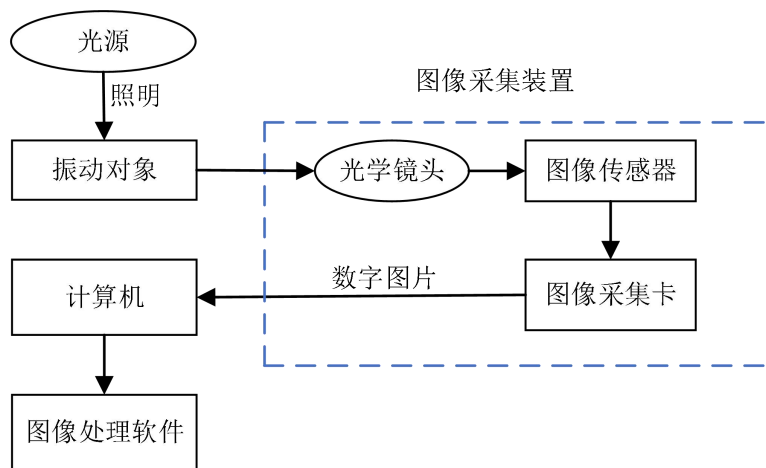


图 2-1 高速视觉测量系统的结构

高速视觉测量系统的硬件组成部分如 2-1 所示，其拍摄的具体流程可以描述为：首先利用照明光源对拍摄环境进行照明，确保光照强度适中；然后，使用高速摄像机进行拍摄，利用光学镜头使目标在图像传感器上成像；随后将拍摄的图像转换成模拟信号，并经过图像采集卡转换成数字图像信号；最终，将信号传输到计算机控制处理系统。在计算机控制处理系统中，通过图像处理软件和算法对

图像进行一系列处理，以定位图像中的运动目标并获取其各种参数和信息。

2.2.1 辅助拍摄系统

辅助拍摄系统主要包含光学照明系统和支架固定装置等。光学照明系统能够在拍摄时提供足够的光照亮度和适当的光线，确保可以在极短的曝光时间内获得高质量的图像。而高质量的图像能够大大保证某些算法的测量精度和计算效率，所以要选择合理的光学照明系统。高速摄像机的特性在于其高频率的测量以及极短的曝光时间，如果没有适当的照明系统，拍摄到的图像可能无法提供所需的信息。

支架固定装置是确保高速摄像机在拍摄过程中保持稳定和在合适位置调整摄像头的角度和位置对拍摄目标进行图像采样的重要器件。因为高速摄像机常被用于捕捉快速运动或变化的场景，故而支架固定装置需要足够的稳定性和可调性，确保高速摄像机能够实时跟踪目标运动并拍摄清晰的图像。

为了提高图像质量、保证光照均匀和增强色彩还原，本文采用了型号为 EF-200 的环形 LED 补光灯作为照明光源，图片见图 2-2。



图 2-2 EF-200 环形 LED 补光灯

相较于其他照明系统，本文采用的 LED 环形补光灯具有均匀的照明、节能高效、寿命长、可调节亮度进而色温等优点，可以根据拍摄场景的需要调整尾部的按钮方向调节光线的明暗程度和色彩温度，确保光线均匀分布在拍摄对象周围，不会出现拍摄过程中出现阴影或黑暗区域，保证图像采集质量。

2.2.2 图像采集装置

图像采集装置是由光学镜头、图像传感器、图像采集卡组成。受复杂环境、

运动方式、拍摄对象等因素影响,固定硬件配置的高速摄像机可能不适用于不同的拍摄环境和目标。因此,为了获取高质量的视频和图像,需要选择合适的光学镜头、图像采集卡和图像传感器进行配置。

光学镜头在高速摄像机中起关键作用,用于成像和产生所需的光学效果。镜头质量直接影响图像清晰度和后续视觉测量的性能。设计高速视觉测量系统时,选择合适的光学镜头至关重要,需要根据拍摄需求和预期效果挑选合适的镜头参数,如焦距、光圈、对焦距离等。镜头焦距取决于拍摄物体距离,当拍摄距离越远,选用的焦距就较长,反之则较短。光圈大小影响成像的亮度和景深,较大的最大光圈有助于在低光条件下拍摄更明亮的图像,实现浅景深效果。

光学镜头将光线聚焦在图像传感器上,捕捉和处理来自外界的光线。一旦光线进入光学镜头,它们被聚焦在图像传感器的表面上,完成光信号到电信号的转换。图像传感器将这些电信号传输到位于光学镜头后焦面上的位置,经过图像采集卡的数字化处理后,转换成数字信号。最后,这些数字图像可以通过计算机或其他设备进行存储、显示或进行进一步的处理。这一系列步骤实现了从外界光线到数字图像的转换和处理过程,为各种应用提供了基础数据。常用的图像传感器类型包括互补金属氧化物半导体(Complementary Metal-Oxide-Semiconductor, COMS)传感器和电荷耦合器件(Charge-Coupled Device, CCD)传感器、背照式互补金属氧化物半导体(Back-Side Illuminated Complementary Metal-Oxide-Semiconductor, BSI CMOS)传感器和 3D 传感器。这些图像传感器的性能指标对比见下表 2-1。

表 2-1 常用的图像传感器性能指标对比

传感器	功耗	集成度	成本	快门速度
CMOS	较低	高	较低	较快
CCD	较高	较低	较高	较慢
BSI COMS	较低	高	较高	较快
3D	较高	较高	较高	较慢

由表 2-1 可知,综合四个图像传感器的性能指标可以发现,CMOS 和 BSI COMS 的功耗较低、集成度高,快门速度都较快,而且 CMOS 的成本最低,综合而言,CMOS 传感器的性能指标最好,故本文中的研究均使用 CMOS 传感器。

本文研究中使用的高速相机为千眼狼高速摄像机 M220c 见图 2-3，其性能指标见表 2-2；使用的光学镜头见图 2-4，其性能规格见表 2-3。



图 2-3 千眼狼 M220c 高速摄像头



图 2-4 适马光学镜头

表 2-2 高速摄像机 M220c 摄像机性能指标

分辨率	1920×1080	
像元尺寸	10μm×10μm	
帧率	分辨率	帧率
	1920×1080	2000fps
	1280×720	3000fps
	640×256	8000fps
	640×128	16900fps
内存	64GB/256GB/512GB/1TB	
模拟增益	1~4	
动态范围	60dB	
灵敏度	ISO25000M, ISO8000C	
曝光时间	1μs	
色彩	单色(M) 彩色(C)	
窗口采集	支持	
相机接口	C 口/E 口(支持索尼 E 口, 尼康 F 口)	
功率	≤40W	
尺寸(不包括镜头)	72×72×95.5mm(C 口)	
	72×72×98.5mm(E 口)	

表 2-3 光学镜头性能规格

镜头全长	99.9mm
镜片数目	8 组 13 片镜片
最近对焦距离	40cm
放大倍率	1: 5.6
视角	46.8°

2.2.3 计算机控制处理系统

高速视觉测量系统中的计算机控制处理系统是整个系统运行的关键部分。它实时监测拍摄对象的位置和运动状态，并利用高速摄像机捕获的图像数据进行实时处理，将其转化为可用的数据，以供下一步的分析和处理。通过对系统测量参数的调整，该系统能够实现对高速运动目标的精准测量和分析。

计算机性能越好，视频处理软件和图像处理算法对视频和图片的处理能力也就越强，故而提升计算机的性能也是提升高速视觉振动测量系统效率和精度的重要途径之一。本文中的后续章节所需要使用的多种算法，涉及的计算机硬件主要参数和软件运行环境见表 2-4。

表 2-4 计算机硬件主要参数和软件运行环境

章节	处理器主频	机带 RAM	算法测试软件版本
第三章	3.2GHz	16GB	Matlab2018b
第四章	6GHz	16GB	PyTorch 1.10.2

2.3 高速视觉测量系统的标定

高速视觉测量系统的标定是确保系统精确度和可靠性的关键步骤。目前，广泛使用的标定方法^[33]主要分为三种类型：基于主动视觉的相机标定法^[34,35]、传统相机标定法^[36]和相机自标定方法^[37-39]三类。接下来，本节将详细介绍相机成像的基本原理和以上提到的相机标定方法。

2.3.1 成像几何基础

在视觉测量过程中，需要将三维场景中的信息转换成二维图像，这一过程称为成像几何变换。它涉及到世界坐标系、相机坐标系、像平面坐标系以及图像坐

标系之间的空间变换^[40]。具体而言，这些坐标系之间的转换包括了相机的位置和姿态，以及相机内部的参数。上述过程的具体步骤和空间变换关系见图 2-5。

相机坐标系是以相机为中心建立的，描述物体在相机外部的位置和姿态，包括相机的旋转和平移。相机坐标系中的点通过相机的内部参数进行投影变换，得到像平面坐标系中的投影点。像平面坐标系描述了相机成像过程中物体在成像平面上的投影位置，是相机成像平面上的二维坐标系。图像坐标系是像平面坐标系在数字图像中的表示，通常以像素单位表示。世界坐标系是描述物体在三维空间中位置和姿态的参考系，是相机坐标系的基准。物体在世界坐标系中的位置和姿态经过相机的投影变换到像平面坐标系，最后映射到最终的图像坐标系。相机成像模型中各坐标系之间的转换方式见图 2-6。

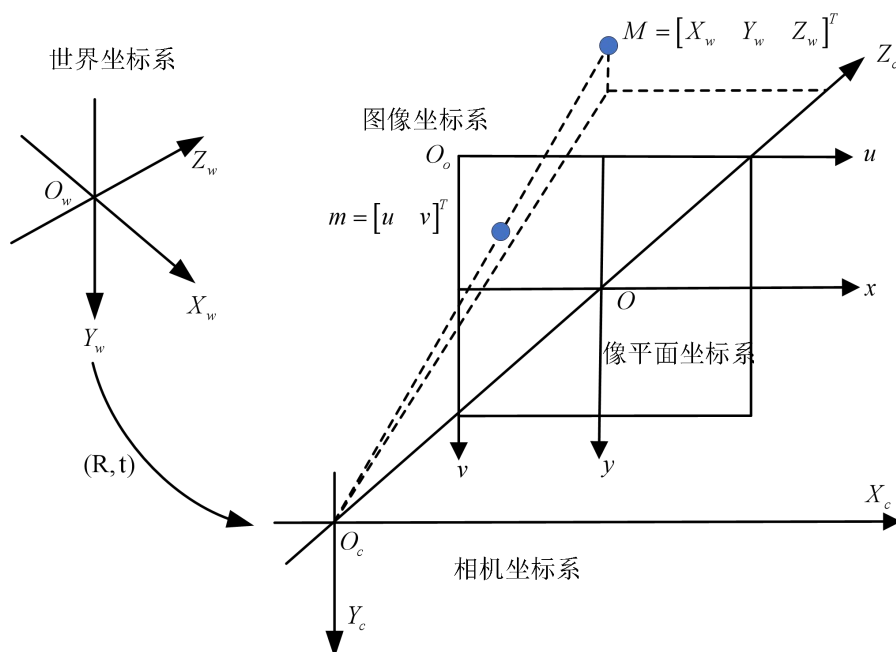


图 2-5 图像成像流程

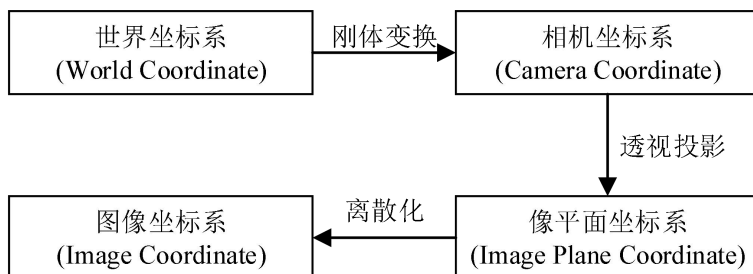


图 2-6 相机成像模型中坐标系转化关系

图 2-5 中， O_c 为光心位置， $m = [u \ v]^T$ 和 $M = [X_w \ Y_w \ Z_w]^T$ 分别为图像坐标系中和世界坐标系中任意一点的坐标值，在成像几何原理中，从世界坐标系变

换到相机坐标系属于刚体变换，可以用式(2-1)表示：

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

式中， $[X_w \ Y_w \ Z_w \ 1]^T$ 与 $[X_c \ Y_c \ Z_c \ 1]^T$ 分别代表为空间中点M在世界坐标系与相机坐标系中的齐次坐标， $(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 称为相机的外部参数，其中 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 分别表示旋转矩阵与平移向量。

图像坐标系和像平面坐标系都是用来描述图像中像素的位置，前者的原点在左上角，后者的原点通常位于成像平面的中心。像平面坐标系与图像坐标系的离散化过程可以用以下齐次坐标形式表示：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/dx & 0 & u_o \\ 0 & 1/dy & v_o \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

其中 (u_o, v_o) 为像平面坐标系在图像坐标系中的坐标。

相机坐标系中的任意一点在像平面坐标系中的投影过程可用坐标表示为：

$$\begin{cases} \frac{x}{f} = \frac{X_c}{Z_c} \\ \frac{y}{f} = \frac{Y_c}{Z_c} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} Z_c \cdot x = f \cdot X_c \\ Z_c \cdot y = f \cdot Y_c \end{cases} \quad (2-3)$$

式中， f 表示相机有效焦距，将式(2-3)经过齐次坐标可改写成为：

$$Z_c \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

综合式(2-1)、(2-2)、(2-4)最终图像坐标系与世界坐标系的关系可表示为：

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha & 0 & u_o & 0 \\ 0 & \beta & v_o & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix}}_B \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

式中, $\alpha = f/dx$, $\beta = f/dy$, 矩阵 A 和 B 分别为内参和外参矩阵, $(\alpha, \beta, u_0, v_0)$ 为相机的内部参数, P 称为相机投影矩阵。

2.3.2 张氏标定法

张氏标定法, 又称张正友标定法^[41,42], 是一种相机标定方法, 用于确定相机的内部和外部参数, 以便进行准确的图像测量和计算。该方法基于相机成像的几何关系, 通过对已知的几何形状的标定板进行拍摄, 并从图像中提取出特征点, 通过这些特征点的位置关系, 可以求解相机的内部和外部参数。张氏标定法因其对相机的适用性强、精度高、相对简单实现而被广泛应用^[43-46]。接下来, 对张氏标定法做简单的介绍。相机的标定靶如图 2-7 所示。

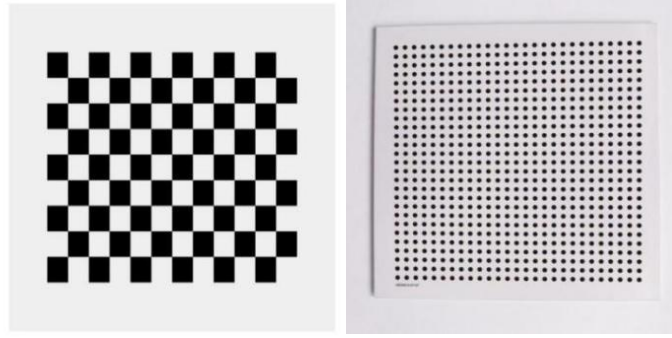


图 2-7 相机标定靶

通过成像几何原理, 式(2-5)在张氏标定法中可以表示为:

$$s\tilde{\mathbf{m}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} [\mathbf{R} \quad \mathbf{t}] \tilde{\mathbf{M}} \quad (2-6)$$

式中, $\tilde{\mathbf{m}}$ 和 $\tilde{\mathbf{M}}$ 分别为点 $\mathbf{m}$ 与 $\mathbf{M}$ 的齐次坐标, s 为尺度因子, γ 为图像坐标系的偏斜系数。

在世界坐标系与相机坐标系重合时, 此时世界坐标系平面置于标定板所在的平面上, 有 $Z_w = 0$, 则式(2-6)可以改写为:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1 & \mathbf{r}_2 & \mathbf{r}_3 & \mathbf{t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\mathbf{A} \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1 & \mathbf{r}_2 & \mathbf{t} \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

其中, 矩阵 H 为内参矩阵和外参矩阵的混合矩阵, 里面至少有 4 个相对应的

坐标点需要求解，为此，令 $H = [h_1 \ h_2 \ h_3]$ ，则有式(2-8)成立：

$$[h_1 \ h_2 \ h_3] = \lambda A [r_1 \ r_2 \ t] \quad (2-8)$$

式中， λ 为任意标量，且因 r_1 与 r_2 是标准正交，以下内参矩阵的约束关系成立：

$$\begin{cases} h_1^T A^{-T} A^{-1} h_2 = 0 \\ h_1^T A^{-T} A^{-1} h_1 = h_2^T A^{-T} A^{-1} h_2 \end{cases} \quad (2-9)$$

式中，参数 h_1 和 h_2 可以通过坐标系之间的对应关系求解。要求解内参矩阵 A 的 5 个参数至少需要 5 个方程，这相当于至少需要 3 个单应性对应关系，而这也是进行张氏标定时需要不断改变标靶姿态的一个重要原因。为求解内参矩阵 A 中的参数，假设：

$$B = A^{-T} A^{-1} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{12} & B_{22} & B_{23} \\ B_{13} & B_{23} & B_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2} & -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{v_0 \gamma - u_0 \beta}{\alpha^2 \beta} \\ -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{\gamma}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{1}{\beta^2} & -\frac{\gamma(v_0 \gamma - u_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{v_0}{\beta^2} \\ \frac{v_0 \gamma - u_0 \beta}{\alpha^2 \beta} & -\frac{\gamma(v_0 \gamma - u_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{v_0}{\beta^2} & \frac{\gamma(v_0 \gamma - u_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} + \frac{v_0^2}{\beta^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

式中，矩阵 B 是对称矩阵，其参数可以用以下向量表示：

$$b = [B_{11}, B_{12}, B_{22}, B_{13}, B_{23}, B_{33}]^T \quad (2-11)$$

我们令 $h_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}]^T$ ($i=1, 2, 3$)，则有：

$$\begin{cases} h_i^T B h_j = v_{ij}^T b \\ v_{ij} = [h_{i1} h_{j1}, h_{i1} h_{j2} + h_{i2} h_{j1}, h_{i2} h_{j2}, h_{i3} h_{j1} + h_{i1} h_{j3}, h_{i3} h_{j2} + h_{i2} h_{j3}, h_{i3} h_{j3}]^T \end{cases} \quad (2-12)$$

故式(2-9)可表示为：

$$\begin{bmatrix} v_{12}^T \\ (v_{11} - v_{22})^T \end{bmatrix} b = 0 \quad (2-13)$$

通过棋盘标定的方法，可以得到多组和外参矩阵相关的方程，当组数大于 3 时，可以直接计算出所有内参矩阵的参数，接着，通过上式(2-8)可以求解外参矩阵中的参数，综上所述，最终获得内外参数的通解：

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha = \sqrt{\lambda/B_{11}} \\ \beta = \sqrt{\lambda B_{11}/(B_{11} B_{22} - B_{12}^2)} \\ \gamma = -B_{12} \alpha^2 \beta / \lambda \\ v_0 = (B_{12} B_{13} - B_{11} B_{23}) / (B_{11} B_{22} - B_{12}^2) \\ u_0 = v_0 \gamma / \alpha - B_{13} \alpha^2 / \lambda \\ \lambda = B_{33} - [B_{13}^2 + v_0 (B_{12} B_{13} - B_{11} B_{23})] / B_{11} \end{array} \right. \left\{ \begin{array}{l} r_1 = \lambda A^{-1} h_1 \\ r_2 = \lambda A^{-1} h_2 \\ r_3 = r_1 \times r_2 \\ t = \lambda A^{-1} h_3 \\ \lambda = \frac{1}{\|A^{-1} h_1\|} = \frac{1}{\|A^{-1} h_2\|} \end{array} \right. \quad (2-14)$$

通过以上流程，可以求解出相机内外参数。然而，由于外界影响，可能导致推导出的旋转矩阵的内参并不完全正交。为此，张正友采用最大似然估计来优化求取参数的结果。定义评价函数如下：

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|m_{ij} - \hat{m}(A, R_i, t_j, M_j)\| \quad (2-15)$$

式中， m_{ij} 表示第 i 幅图像中的第 j 个标定点， M_j 代表第 j 个标定点的空间坐标值， $\hat{m}(A, R_i, t_j, M_j)$ 代表初值估算的标定点坐标。通过最小化评价函数，可以获得问题的最优解。进行极大似然估计的计算需要使用多张标定图片，主要是为了提高参数估计的准确性和鲁棒性。通过使用多张标定图片，我们可以从不同角度和不同条件下获取物体的信息，从而更全面地考虑相机参数的变化和不确定性。通常情况下，我们会使用超过 10 张的标靶图片来确保标定的精度。一旦确定了上述推导过程中所需的参数，就可以建立像素变化与实际位移之间的直接关系。这种方法能够获取物体运动的真实值，从而提高了测量结果的可信度和准确性。这也为后续的数据处理和分析提供了可靠的基础。

2.4 本章小结

首先，本章针对高速视觉测量系统进行了系统的硬件设计。对系统的各个关键组成部分，包括图像采集装置、辅助拍摄系统以及计算机控制系统，进行了逐一的设计和讨论。在此过程中，详细介绍了它们的功能、选型特点以及适用范围等重要方面。接着，本文深入阐述了相机成像几何原理，重点探讨了相机各个坐标系之间的转换过程。随后，详细介绍了高速视觉系统的标定方法，特别着重于张氏标定法，并对相机内外参数的求解过程进行了详尽推导。

第3章 基于模板匹配的振动特征测量方法研究

3.1 引言

众多学者为了获取微小运动反应的关键信息,采用了各种方法,但传统的运动提取算法通常无法满足对这些微小运动的感知和测量需求。近年来,视频放大技术^[47,48]被广泛应用于视觉测量领域^[49-52],能够增强视频中微小变化或细节。这项技术可以放大视频中的运动、色彩变化或其他细微的变化,使它们更为明显可见。通过提供更高质量的图像数据,视频放大技术能够更准确地支持各种测量和分析任务,从而提升测量精度与效率。

本文将 PEVM 算法^[53]应用于基于高速视觉的振动频率测量算法中,针对视觉振动测量,提出了一系列简单有效的位移提取算法。该研究使用 PEVM 算法放大了视频中的微小运动,随后结合曲面拟合优化、改进边缘信息提取算法以及整像素精度的零均值归一化积相关(Zero-mean Normalized Cross Correlation, ZNCC)模板匹配算法。经过实验验证,所提出的算法表现出明显的优越性,大幅提高了位移提取算法的检测精度和速度,实现了对微小位移的可视化测量。

3.2 PEVM 算法

视频放大算法通常旨在改善图像清晰度、增加细节并减少噪声。目前,广泛采用的方法包括基于线性的欧拉视频放大(Linear Eulerian Video Magnification, Linear EVM)^[54]和 PEVM 方法。这些方法通过放大特定频段中的灰度信息或相位变化来实现运动的放大效果。然而 Linear EVM 会不可避免地放大噪声,从而影响放大率和效果。相比之下,基于相位的放大方法不会放大噪声,只会平移噪声,但其算法复杂度较高。因此 Linear EVM 只能支持很小的放大倍数。在追求更好的放大效果时,我们可以考虑基于相位的欧拉视频放大方法,即 PEVM。PEVM 只修改相位而不会放大幅度,因此不会增加噪声的幅度。这解决了 Linear EVM 对噪声敏感的问题,使得 PEVM 的鲁棒性更强,应用场景更广泛。

3.2.1 PEVM 算法流程

PEVM 算法通常使用复值可控金字塔(Complex Steerable Pyramid, CSP)实现对图像的多尺度空间分解, 并通过操纵这些分解后信号的相位来实现运动放大。PEVM 算法的流程图见图 3-1, 实现步骤如下^[55]:

- (1) 空间分解: 使用 CSP 用于对视频序列进行空间分解, 以获取图像在不同尺度和方向上的幅度和相位信息。
- (2) 时域滤波: 提取(1)中分离出的相位谱, 在频域中对相位信息进行滤波, 获取感兴趣相位信息。
- (3) 运动放大: 对经过时域滤波处理的相位信息施加放大因子进行放大。
- (4) 合成视频: 将放大后的相位信息与原始幅度信息重新组合, 生成放大后的视频。

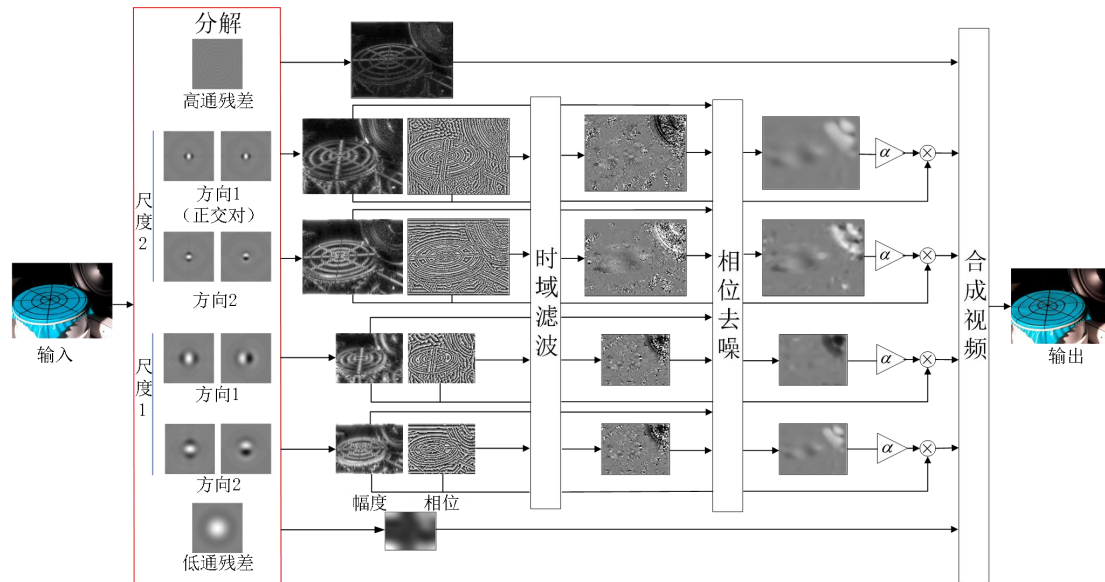


图 3-1 PEVM 算法流程图

这四个流程共同构成了基于相位的欧拉视频放大算法的核心步骤。通过这些步骤, 可以实现对视频中细微运动的放大, 从而提高视频的视觉效果和质量。

3.2.2 PEVM 算法原理

(1) PEVM 的理论推导

PEVM 的相位放大过程依赖于复值可控金字塔分解, 以全局傅里叶基为例, 对于图像 f , 发生 $\delta(t)$ 位移后, 则图像信号变为 $f(x + \delta(t))$ 。借用傅里叶级数分解, 将 $f(x + \delta(t))$ 写成一个复频域的正弦曲线总和即:

$$f(x + \delta(t)) = \sum_{\omega=-\infty}^{\infty} A_{\omega} e^{i\omega(x + \delta(t))} \quad (3-1)$$

每个子带对应一个频率 ω ，每个频率为 ω 的频带表示复正弦波，即：

$$S_{\omega}(x, t) = A_{\omega} e^{i\omega(x + \delta(t))} \quad (3-2)$$

通过滤波器提取相位 $\omega(x + \delta(t))$ 蕴含的变化信息，即可得到：

$$B_{\omega}(x, t) = \omega \delta(t) \quad (3-3)$$

通过施加放大因子 α 来放大带通滤波后的 $B_{\omega}(x, t)$ ，将放大后的结果叠加到 $B_{\omega}(x, t)$ 的相位上，此时每一个子带有：

$$\hat{S}_{\omega}(x, t) = S_{\omega}(x, t) e^{i\alpha B_{\omega}} = A_{\omega} e^{i\omega(x + (1 + \alpha)\delta(t))} \quad (3-4)$$

通过以上步骤对每个子带都进行这样的处理，实现运动的放大，最终放大的结果为：

$$\sum_{\omega=-\infty}^{\infty} \hat{S}_{\omega}(x, t) = \sum_{\omega=-\infty}^{\infty} S_{\omega}(x, t) e^{i\alpha B_{\omega}} = \sum_{\omega=-\infty}^{\infty} A_{\omega} e^{i\omega(x + (1 + \alpha)\delta(t))} = f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) \quad (3-5)$$

由此我们通过放大相位变化实现了运动的放大。

(2) PEVM 算法的边界条件

在 PEVM 算法中，放大视频时，噪声只会发生平移，而不会增强其振幅。这意味着即使放大后，视频中的噪声水平并不会显著增加，从而保持了放大后视频的清晰度和质量。此外，放大倍数受到限制，局部相位放大的界限由高斯窗函数的标准差确定。

复可控金字塔滤波器组由高斯包络窗结合正弦基形成，这种设计使得滤波器在局部相位放大时能够保持正弦信号大约 61% 的幅值，避免了过度放大造成的失真效果。因此，有以下关系式成立：

$$\alpha \delta(t) < \sigma \quad (3-6)$$

在 Octave 带宽可控金字塔的研究中^[56]有：

$$\alpha \delta(t) < \frac{\lambda}{4} \quad (3-7)$$

其中 λ 是运动信号的空间波长。

在 Sub-octave 带宽可控金字塔的研究中^[53]有：

$$\alpha\delta(t) < \frac{\lambda}{2} \quad (3-8)$$

3.3 基于模板匹配的位移提取算法研究

3.3.1 图像模板匹配简述

图像模板匹配是一种用于在一幅图像中寻找与给定模板最相似的区域计算机视觉技术，是匹配图像的像素关联度的测量。通过将已知的模板图像与目标图像中的各个位置进行比较，确定它们之间的相似程度，找到与模板图像最匹配的图像部分，通常用于物体识别、目标跟踪、图像配准、视频监控、视觉检测等领域。

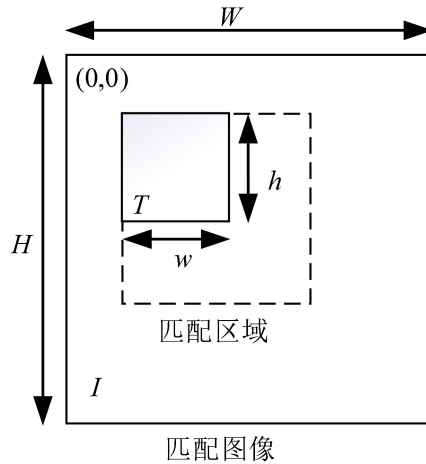


图 3-2 二维互相关模板匹配示意图

图像模板匹配算法的核心思想在于找出图像中与给定模板最相似的区域，具体步骤见图 3-2，可以描述如下：已知匹配图像 I 和模板图像 T 的大小分别分为 $W \times H$ 、 $w \times h$ ，将模板图像 T 叠放在匹配图像 I 上，按照由上到下、由左至右的顺序进行逐像素滑动，与每个子区域进行比较以计算相关性。最终，得到一个描述模板 T 与图像 I 各区域匹配程度的相关系数矩阵。矩阵中最大值出现的位置即为图像 I 中与模板 T 匹配程度最高的区域。如果此最大值大于某设定阈值，则认为匹配成功。

常用的相似度判别准则有以下几种：绝对误差和法(Sum of Absolute Differences, SAD)、误差平方和法(Sum of Squared Differences, SSD)和归一化互相关法(Normalized Cross Correlation, NCC)、ZNCC。它们的计算公式分别为：

$$C_{SAD} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |I(x_i, y_j) - T(x'_i, y'_j)| \quad (3-9)$$

$$C_{SSD} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H [I(x_i, y_j) - T(x'_i, y'_j)]^2 \quad (3-10)$$

$$C_{NCC} = \frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H [I(x_i, y_j) \cdot T(x'_i, y'_j)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H I(x_i, y_j)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H T(x'_i, y'_j)^2}} \quad (3-11)$$

$$C_{ZNCC} = \frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H [I(x_i, y_j) - \bar{I}] \cdot [T(x'_i, y'_j) - \bar{T}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H [I(x_i, y_j) - \bar{I}]^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H [T(x'_i, y'_j) - \bar{T}]^2}} \quad (3-12)$$

在前述匹配度量中，SAD 和 SSD 计算公式简单，计算效率高，但对光照变化和图像噪声较为敏感。相比之下，NCC 函数计算难度上升，但对光照变化和图像噪声影响相对较小，适用于匹配要求较高的场景，ZNCC 相对于 NCC 在处理光照变化和噪声时鲁棒性更好，抗干扰能力更强，适用于更高精度的匹配任务。ZNCC 算法计算得到的相关系数矩阵的计算结果范围在[-1,1]，系数为 1 表示完全匹配，系数为-1 表示完全不匹配，而系数为 0 表示无相关性。

在实际的测量应用中，由于模板匹配进行的是整像素匹配，因此将其用于位移提取算法中，提取的结果将会是整像素位移，这将显著影响视觉测量系统的测量精度，无法得到更加精准的测量结果。而且 ZNCC 相关系数计算复杂度高，特别是在大尺寸信号或图像上进行计算时，可能会消耗大量的计算资源和时间，导致算法的运行时间大幅延长。针对这些问题，下文对 ZNCC 算法进行改进，旨在提升其精度和计算速度。

3.3.2 亚像素精度提升

图像模板匹配过程中得到的是正像素位移，而应用在实际测量过程中，最佳匹配位置往往不一定是正像素位移，这将极大影响测量的精度和计算结果，为得到更加精准的匹配位置，众多学者提出了亚像素定位算法并取得了大量研究成果[57,58]。亚像素定位算法不仅能提升匹配精度，还无需额外的硬件成本，在图像定位中扮演着重要角色。常用的亚像素提升方法有曲面拟合法[59]、灰度插值法[60,61]

和梯度光流法^[62,63]等等。下面简单介绍一下三种常用的亚像素提升方法。

(1) 曲面拟合法

曲面拟合法作为一种常用的亚像素精度提升方法，具有广泛的适用性、高灵活性、简单的计算和高准确性。在模板匹配中，通过计算相关系数来评估模板与图像之间的匹配程度。当相关系数达到最大值时，表示找到了最相似的区域，并形成平滑的曲面，反映了匹配区域的局部特征和相似度。通过对这个曲面进行采样，可以获得整像素位置的相关系数值，进而确定最佳匹配位置。然而，图像中的噪声和局部变化可能导致曲面的不稳定性和波动。为了更准确地描述匹配区域的形状和强度分布，需要对最大相关系数位置周围的相关系数值进行曲面拟合。拟合后的曲面可以更好地反映出匹配区域的整体特征，实现亚像素级别的精度，为后续的匹配结果提供更可靠的依据。为了提高曲面拟合的准确性并减少计算时间，通常选择使用二元二次多项式进行曲面拟合。

假设已搜索到的整像素匹配位置为 (x_0, y_0) ，在已知其与周围 8 个点的相关系数的情况下，拟合曲面的表示如下所示：

$$C(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + a_3xy + a_4x^2 + a_5y^2 \quad (3-13)$$

将相关系数矩阵中这 9 个位置的值代入式(3-13)，得到一个方程组，对方程组进行求解，得到曲面的表达式参数 $a_0, a_1, \dots, a_5$ ，可以求解曲面的极值，在极值点有：

$$\frac{\partial C(x, y)}{\partial x} = a_1 + 2a_3x + a_4y = 0 \quad (3-14)$$

$$\frac{\partial C(x, y)}{\partial y} = a_2 + 2a_5y + a_4x = 0 \quad (3-15)$$

求出二次拟合曲面极值点的位置为：

$$x = \frac{2a_1a_5 - a_2a_4}{a_4^2 - 4a_3a_5}, y = \frac{2a_2a_3 - a_1a_4}{a_4^2 - 4a_3a_5} \quad (3-16)$$

假设我们有一个 3×3 的相关系数矩阵如下所示：

$$A = \begin{bmatrix} f(-1,1) & f(0,1) & f(1,1) \\ f(-1,0) & f(0,0) & f(1,0) \\ f(-1,-1) & f(0,-1) & f(1,-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.501 & 0.586 & 0.256 \\ 0.914 & 1 & 0.667 \\ 0.909 & 0.985 & 0.662 \end{bmatrix} \quad (3-17)$$

然后，使用曲面拟合算法来拟合这个曲面，其拟合过程见图 3-3。

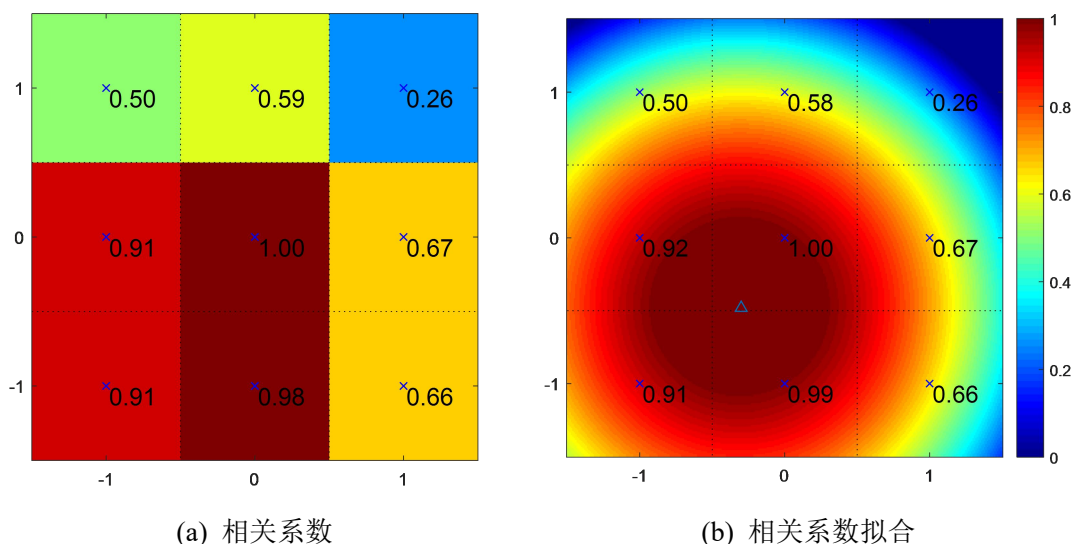


图 3-3 曲面拟合优化的过程

图 3-3 以图像形式展示相关系数矩阵,通过颜色差异表示数值大小。图中“ Δ ”所在的位置为拟合后极值点的位置,其坐标为 $(-0.3003, -0.4806)$ 。换言之,经过曲面拟合操作后,最优匹配位置的亚像素计算结果为 $(x_0 - 0.3003, y_0 - 0.4806)$ 。可见曲面拟合法可以明显提高计算和匹配精度,不需要额外冗余计算。

(2) 灰度插值法

灰度插值法通过根据已知像素周围的灰度值进行插值计算来估计未知像素的灰度值。这种方法能够获取比整数像素更为精细的灰度值信息,从而提高图像处理和分析的准确性和精确度。常用的灰度插值方法有双线性插值^[64]、双三次样条插值^[65,66]、五次样条插值^[67,68]等。双线性插值适用于简单的图像处理任务和实时应用,但在处理图像边缘和细节部分时效果较差。双三次样条插值适用于对图像质量要求较高的场景,如图像放大和重建等。它利用三次多项式在每个相邻的四个像素点之间进行插值,从而重建图像。这种插值方法的优势在于能够保证插值后图像的灰度低阶偏导数的连续性,避免了出现锯齿状或者过度平滑的现象。五次样条插值适用于对图像放大处理要求较高的场景,其效果最好,但是计算复杂度高,耗时长。以双三次样条插值为例,其插值原理见图 3-4。

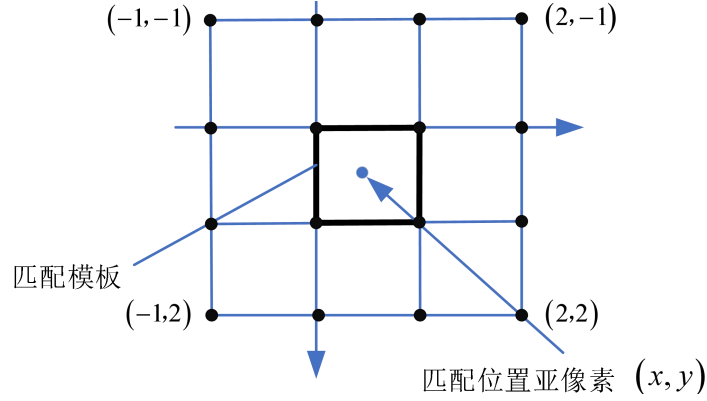


图 3-4 双三次样条插值原理图

首先对图像在水平和垂直方向上一次三次样条插值，从而得到两个方向上的插值曲线。接着，通过这些插值曲线，可以计算目标像素点的灰度值。插值区间内任意点 (x,y) ，其灰度值 $G(x,y)$ 可以表示为：

$$G(x,y) = \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 a_{ij} x^m y^n \quad (3-18)$$

式(3-18)涉及 16 个未知参数，它们反映了插值区域内的灰度值变化情况。通过建立一个 4×4 的插值区间，从这 16 个整像素点的灰度值求解出这些参数的值。一旦得到这些参数，我们就能够准确计算出插值区域内任意亚像素点的灰度值，从而实现了亚像素级别的精确度。

双三次样条插值通常只用相邻像素信息来高效进行局部插值，但插值增加了像素数据量，导致后续使用二维平移计算相关系数时的计算负担增加。为解决此问题，我们引入了牛顿法。假设度量函数光滑且具有二阶导数，采用牛顿法能更快地接近极值点。它通过迭代更新搜索位置寻找最优解，尤其适用于目标函数存在极值点的情况。牛顿法利用函数的一阶导数和二阶导数信息计算下一个搜索位置，有效地缩小搜索范围并加速收敛到极值点。其迭代更新公式如下：

$$p_{i+1} = p_i - \frac{\nabla C(p_i)}{\nabla \nabla C(p_i)} \quad (3-19)$$

牛顿法收敛速度通常很快，尤其是在接近最优解时，能够极大减轻计算负担。

(3) 梯度光流法

梯度光流法利用图像中像素点的灰度梯度信息来推断像素在时间上的运动方向和速度。在相邻帧中，可以根据像素的灰度值随时间的变化可以通过计算像素位置的空间梯度和时间导数来估计。其基本思路是假设变形前后的图像灰度保

持不变，即：

$$f(x, y) = g(x + u + \Delta x, y + v + \Delta y) \quad (3-20)$$

其中，变形前图像点 (x, y) 的整像素位移为 (u, v) ，亚像素位移为 $(\Delta x, \Delta y)$ ，灰度值为 $f(x, y)$ ，因此目标函数可以写为：

$$\begin{aligned} C &= \arg \min \sum_{(x, y) \in \Omega} [f(x, y) - g(x + u + \Delta x, y + v + \Delta y)]^2 \\ &= \arg \min \sum_{(x, y) \in \Omega} [f(x, y) - g(x + u, y + v) - g_x \Delta x - g_y \Delta y]^2 \end{aligned} \quad (3-21)$$

其中 g_x, g_y 代表变形后的图像在点 $(x + u, y + v)$ 处的一阶灰度梯度。在极值点处有：

$$\frac{\partial C}{\partial (\Delta x)} = 0, \quad \frac{\partial C}{\partial (\Delta y)} = 0 \quad (3-22)$$

由式(3-22)得到亚像素偏移值为：

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{(x, y) \in \Omega} (g_x)^2 & \sum_{(x, y) \in \Omega} (g_x \cdot g_y) \\ \sum_{(x, y) \in \Omega} (g_x \cdot g_y) & \sum_{(x, y) \in \Omega} (g_y)^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{(x, y) \in \Omega} (f - g) \cdot g_x \\ \sum_{(x, y) \in \Omega} (f - g) \cdot g_y \end{bmatrix} \quad (3-23)$$

基于灰度梯度的亚像素精度提升方法在提高精度、准确性和稳健性的同时，也能够保持一定的计算效率，但其计算复杂难度高，对图像噪声和灰度变化比较敏感。且经过学者对计算精度进行评估，结果发现该方法在理论上与牛顿法产生的误差相当。这意味着梯度法在一些情况下能够达到与牛顿法相当的精度水平。

3.4 基于ZNCC的位移提取算法及改进算法

3.4.1 基于ZNCC的位移提取算法

基于ZNCC的位移提取算法是计算机视觉和图像处理领域常用的技术之一，主要用于推断图像中模板(或参考图像)相对于目标图像的位移或运动。在视频拍摄中，该算法可应用于运动目标的跟踪和位移信息提取，从而实现对运动目标的分析和监测。

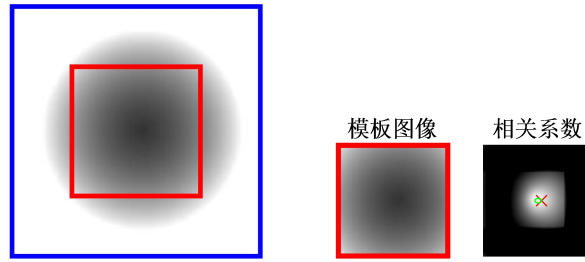
基于ZNCC的位移提取算法的核心思路如下：首先，在给定的参考图像 I 中，选择一个模板 T 。然后，在目标图像中定义一个搜索窗口，在该窗口内搜索

与模板最相似的区域，计算其与模板的互相关系数，即公式(3-12)。接下来，对计算得到的互相关系数进行归一化处理。在归一化的互相关图像中找到最大值，该位置即为最匹配的位置，表示为目标物体在目标图像中的位移位置。最后，通过计算得到的位移向量 (x_i, y_i) ，即可得到物体相对于参考图像的位移。按照上述步骤，本文采用一个仿真黑圆来验证上述算法的提取效果。设定仿真黑圆沿着式(3-24)中的预定轨迹进行运动，然后采用基于ZNCC的位移提取算法进行轨迹提取。

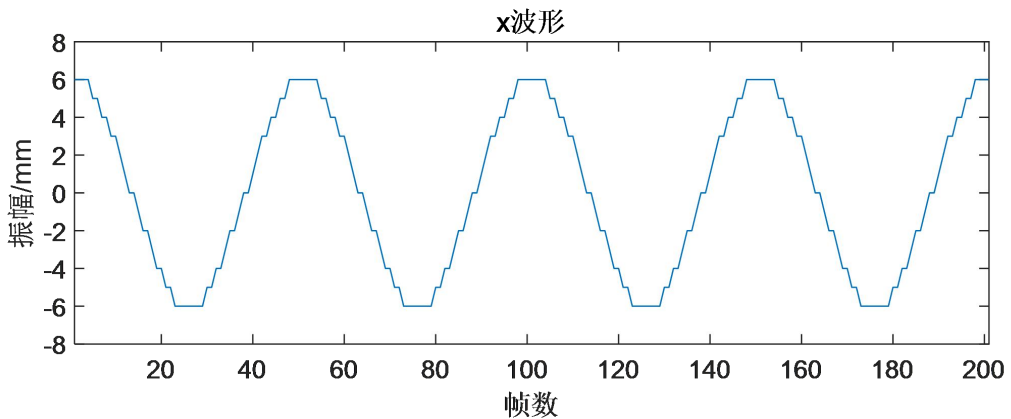
$$\begin{cases} x(t) = 6\cos(2\pi ft) \\ y(t) = 4\sin(2\pi ft) \end{cases} \quad (3-24)$$

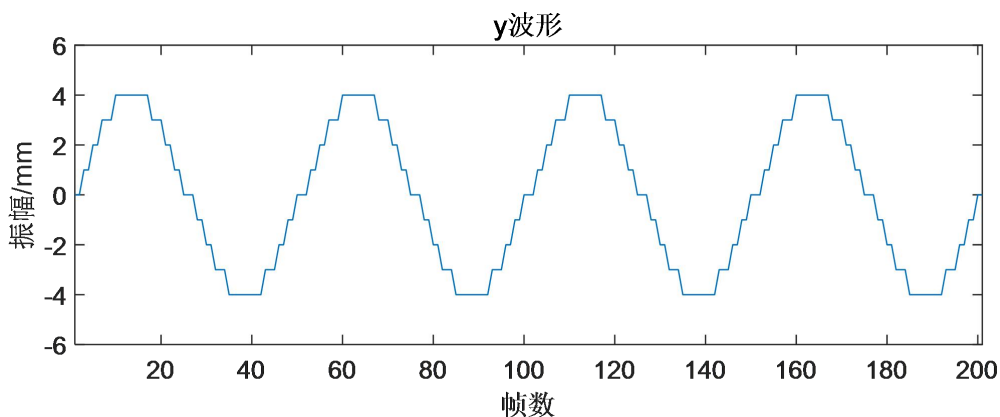
式中， $x(t)$ 和 $y(t)$ 分别表示仿真圆在时间 t 时刻的横坐标和纵坐标； f 表示振动频率，大小为1Hz； f_s 代表着采样的频率，大小为50Hz。

采用基于ZNCC的位移提取算法对仿真黑圆的运动视频进行位移提取，提取出的运动轨迹见图3-5。



(a) 目标图像与模板图像





(b) x 方向和 y 方向的位移提取效果图

图 3-5 目标图像、模板图像和位移提取效果图

由图 3-5 可以发现,基于 ZNCC 的位移提取算法能够有效地利用图像灰度信息,从而准确地提取仿真黑圆的运动轨迹信号。然而,需要指出的是,原始模板匹配算法在位移精度方面存在一定的限制,只能提取整像素级别的位移信息,当位移坐标位于亚像素位置时,无法完全显示仿真黑圆的真实运动轨迹,导致位移测量精度降低。此外由于 ZNCC 算法的计算效率和定位精度不高,位移提取的过程中的计算量急剧增加,导致算法执行时间明显延长,难以实现对振动位移的高效提取,从而影响了算法的整体效率。

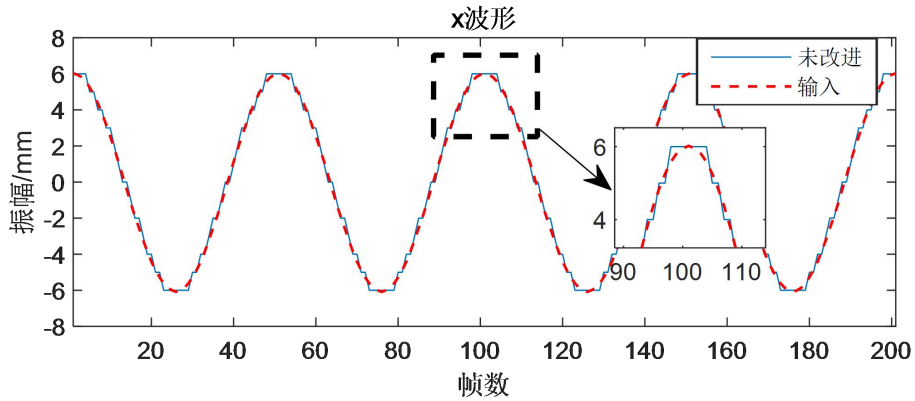
针对这些问题,下文对基于 ZNCC 的位移提取算法进行改进,将改进后的边缘信息提取算法与加入曲面拟合法的基于 ZNCC 的位移提取算法相结合。这一改进旨在减少计算量和模板创建时间,并显著提高了匹配速度。同时,这些改进也大幅提高了定位精度。

3.4.2 基于曲面拟合算法的 ZNCC 模板匹配精度优化

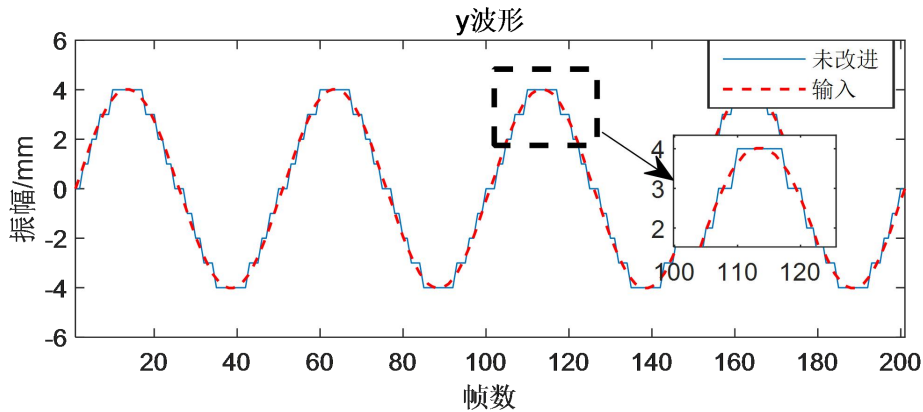
针对基于 ZNCC 的位移提取算法只能提取整像素级别的位移,难以准确提取亚像素级别的位移的问题,本节引入了曲面拟合法来提高定位精度。该方法能够在一定程度上提高位移提取的精度,使得振动分析等应用更加可靠和有效。通过对提取的位移数据进行曲面拟合,可以得到一个描述运动轨迹的连续函数,这个连续函数能够更准确地描绘出振动位移的变化趋势,从而实现了亚像素级别的位移提取。利用曲面拟合得到的函数,能够更精确地计算出理想的峰值点。为减少计算量并获得更准确和稳定的结果,本章节采用二元二次多项式进行曲面拟合。

采用基于 ZNCC 的位移提取算法与二元二次曲面拟合法相结合,对上节仿

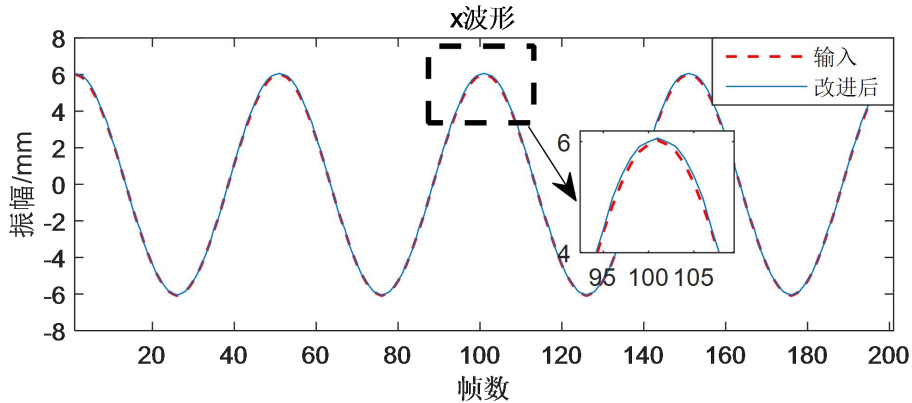
真黑圆视频中的运动目标进行位移提取，结果如图 3-6 所示。将基于曲面拟合算法的 ZNCC 位移提取算法提取的结果与未改进前的基于 ZNCC 的位移提取算法结果进行对比，发现未改进的 ZNCC 算法虽然能够完整提取出振动位移信号，但是提取出的位移信号明显呈阶梯状，定位精度较低。而改进后的 ZNCC 算法提取的位移波形相比更为平滑，更贴近实际仿真黑圆的运动轨迹。这表明曲面拟合算法能够显著提高位移提取的精度。



(a) x 波形(改进前)



(b) y 波形(改进前)



(c) x 波形(改进后)

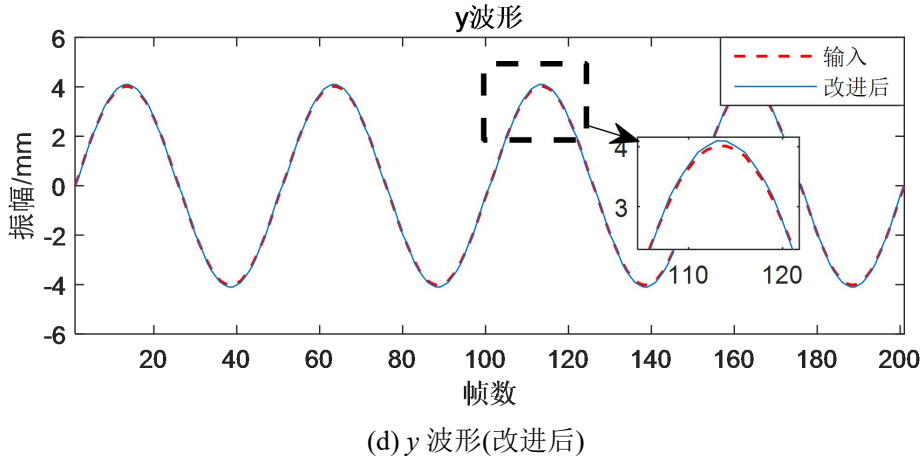


图 3-6 应用 ZNCC 算法的位移提取结果

3.4.3 基于改进边缘信息算法与 ZNCC 的位移提取算法

传统的基于 ZNCC 的位移提取算法在每一帧图像都进行全方位的图像匹配，其模板创建耗时大和计算效率不高，虽然已经存在一些算法对基于 ZNCC 模板匹配的位移提取算法进行了改进，以提高计算效率和精度，但在实际应用中仍然存在一些挑战。这些改进算法通常需要复杂的预处理步骤或更高的计算成本，可能会影响到算法的实时性和稳定性。针对这些问题，本文提出了基于视频相位和改进边缘信息的微小振动测量方法。

3.4.3.1 常见的边缘检测算子的原理

边缘检测^[69-72]是图像处理中的一项重要任务，它可以用来检测图像中的边缘，从而提取出图像中的重要信息。边缘检测算子是实现边缘检测的关键，通过对图像进行卷积操作来实现边缘检测。

常用的边缘检测算子有 Roberts 算子^[73]、Prewitt 算子^[74]和 Sobel 算子^[75,76]等，这些算子都是基于图像的灰度值变化来检测边缘的。Roberts 算子简单但对噪声敏感，Prewitt 算子对噪声具有一定抵抗能力但相对复杂，而 Sobel 算子在精度和噪声处理方面都有较好的平衡，提供相对准确的边缘方向信息，因此通常更常用于实际应用中的图像边缘检测。故本文选择 Sobel 算子进行后续研究。

Sobel 算子使用两组 3×3 的滤波算子来检测图像边缘。在实际应用中，常用以下两个滤波算子：

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad S_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (3-25)$$

每个图像像素的梯度值结合了水平和垂直方向的梯度估计值,并且可用以下公式计算梯度的大小 S 和梯度的方向 θ :

$$S = \sqrt{S_x(i, j)^2 + S_y(i, j)^2}, \quad \theta = \arctan\left(\frac{S_x}{S_y}\right) \quad (3-26)$$

Sobel 算子利用高斯模糊和一阶微分模型的结合,提高了边缘检测结果对噪声干扰的抵抗能力。

3.4.3.2 基于改进 Sobel 与 ZNCC 位移提取算法

鉴于传统 ZNCC 算法存在计算量大、模板创建和匹配耗时等问题,本文提出了一种基于改进 Sobel 与 ZNCC 的位移提取算法。该算法通过使用经过高斯滤波处理的 Sobel 算子边缘检测算法,提取具有重要信息特征,从而减少匹配点、调整步长,进而降低整体运算量。

目前消除噪声的滤波方法主要有均值滤波、形态学滤波、高斯滤波等等,其中高斯滤波^[77]广泛应用于图像处理的消噪过程,效果最好,故本文采用了高斯滤波的卷积核,使用 3×3 的高斯模板 S_G , 其公式如下所示:

$$S_G = \begin{bmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{bmatrix} \quad (3-27)$$

综合式(3-25)与式(3-27)得:

$$S_{Gx} = \begin{bmatrix} -\frac{15}{16} & \frac{1}{8} & \frac{17}{16} \\ -\frac{15}{8} & \frac{1}{4} & \frac{17}{8} \\ -\frac{15}{16} & \frac{1}{8} & \frac{17}{16} \end{bmatrix}, \quad S_{Gy} = \begin{bmatrix} \frac{17}{16} & \frac{17}{8} & \frac{17}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ -\frac{15}{16} & -\frac{15}{8} & -\frac{15}{16} \end{bmatrix} \quad (3-28)$$

将图像模板 T 分别与 S_{Gx} 、 S_{Gy} 进行卷积运算,得到新的模板图像 P_1 和 P_2 :

$$P_1(x, y) = T \otimes S_{Gx}, \quad P_2(x, y) = T \otimes S_{Gy} \quad (3-29)$$

最终 Sobel 算子处理后的模板图像 P 为:

$$P(x, y) = |P_1(x, y)| + |P_2(x, y)| \quad (3-30)$$

通过上述过程, 能够得到其关键信息, 在此设置一个阈值大小, 根据 $L_{\min}$ 筛选出信息点数, 根据信息点总数选择合适的搜索步长, 设置三个阈值 T_1 、 T_2 、 T_3 ($T_1 < T_2 < T_3$)。具体而言, 当信息点数小于 T_1 时, 搜索步长设为 3; 当信息点数大于 T_1 且小于 T_2 时, 搜索步长设为 2; 当信息点数大于 T_2 且小于 T_3 时, 搜索步长设为 1; 当信息点数大于 T_3 时, 认为该位置为候选匹配位置, 逐点搜索。阈值 T_1 、 T_2 、 T_3 的取值由实际工作环境确定。

首先选取单个图片进行分析, 匹配图片如下图 3-7。



(a) 原图



(b) 滤波处理的 Sobel 算子边缘检测算法图片



(c) 模板



(d) 滤波处理的 Sobel 算子边缘检测算法图片

图 3-7 图片匹配效果图

然后对上述图片采用改进前后的 ZNCC 算法进行匹配, 记录其匹配时间如下表 3-1。

表 3-1 改进前后 ZNCC 匹配时间

匹配算法	图片大小	模板大小	匹配时间/s
传统 ZNCC 算法	349×349	223×223	3.572
改进后 ZNCC 算法	349×349	223×223	0.023

由表 3-1 可知，改进后 ZNCC 算法的匹配时间远小于传统的 ZNCC 算法，证明改进后的 ZNCC 算法计算效率明显远高于 ZNCC 算法。为了验证其改进方法的匹配速度与匹配的稳定性，采用多幅图像进行对比，其匹配时间与准确率如下表 3-2。

表 3-2 匹配算法匹配时间与准确率记录表

匹配算法	图像大小	模板大小	匹配时间/s	准确率%
SSDA	349×349	223×223	0.231	89.3
SAD	349×349	223×223	1.502	96.2
ZNCC 算法	349×349	223×223	3.422	100
改进后 ZNCC 算法	349×349	223×223	0.133	100

由表 3-2 可知，SSDA 算法匹配精度最低，匹配时间很短，SAD 算法的鲁棒性和匹配时间都是较好的，ZNCC 算法和改进 ZNCC 算法的匹配精度最高，均达到 100%，但是明显改进后的 ZNCC 算法的匹配时间最短。在上述算法中，改进后 ZNCC 算法的鲁棒性和匹配精度远高于其他算法，证明改进后 ZNCC 算法的优越性，更适用于运动视频中物体的振动位移提取。

最终基于改进 Sobel 与 ZNCC 的位移提取算法步骤如下：

- (1) 在视频每帧图像中选取 ROI 区域；
- (2) 提取第 i 帧图片，对其做边缘信息提取，利用改进后 ZNCC 算法计算相似度，创建新的模板；
- (3) 设置一个阈值大小 $L_{\min}$ ，筛选出信息点数；
- (4) 根据信息点总数选择合适的搜索步长：设置三个阈值 T_1 、 T_2 、 T_3 ($T_1 < T_2 < T_3$)，选择合适的搜索步长；
- (5) 对各帧图像进行振动信息提取。

3.4.4 基于视频放大和改进 Sobel 算法的微小振动测量方法

本章针对微小位移难测量与模板匹配算法计算量大、定位精度低等问题，提出一种基于运动放大和改进 Sobel 的 ZNCC 位移提取算法方法。其中算法流程如下：

- (1) 通过对输入视频的分析，采用 PEVM 算法对视频进行运动信息放大根据

预先设定的参数，对视频进行运动放大，并对放大后的视频进行重构；

(2) 对放大后的视频进行分析，并人工设定 ROI 区域，以便针对目标区域进行后续处理；

(3) 采用基于改进 Sobel 的 ZNCC 位移提取算法对人工设定的 ROI 区域进行振动位移提取得到振动信号；

(4) 对提取出的振动信号进行频谱分析，得出振幅与频率。

这种方法结合了运动放大技术和改进的边缘信息提取算法，能够有效地提取微小位移信号，并通过频谱分析展示其振幅与频率特性，从而为微小振动的测量提供了一种可靠的解决方案。接下来，通过音叉振动频率测量实验验证了所提出的方法的有效性。通过该实验，利用所提出的基于视频放大和改进 Sobel 的微小振动测量方法从音叉振动的图像序列中提取出振动位移曲线，并进一步计算出振动频率。将测量得到的频率与音叉的自振频率进行对比，通过计算误差进行比较，以验证所提出算法的有效性，并进一步评估其在实际应用中的性能和可靠性。

3.5 音叉振动频率测量实验

本实验在室内进行，调整环形 LED 补光灯的亮度，确保良好照明。将高速摄像机固定在适当的位置，调整角度和高度对准音叉的两端。将自振频率为 256Hz 的音叉固定在谐振盒上，用橡胶球锤轻敲激发其产生微小振动。启动高速摄像机，拍摄音叉振动的视频，设置合适的曝光时间和帧速率以捕捉振动的细微变化。拍摄时间为 20 秒，视频的帧大小为 1920×1080 。将视频传输到计算机用于后续的分析处理。

使用的设备主要有千眼狼高速相机、EF-200 环形 LED 补光灯、音叉等。在 Matlab 软件中分析视频，选取音叉金属表面的 80×80 像素正方形区域作为子图像的采集区域。实验分为两次，检测音叉左右两侧白色标记附近区域的振动频率。在任意视频一帧图片中，音叉子图像采集区域的原图与进行改进边缘信息提取后的新模板图见图 3-8 所示。

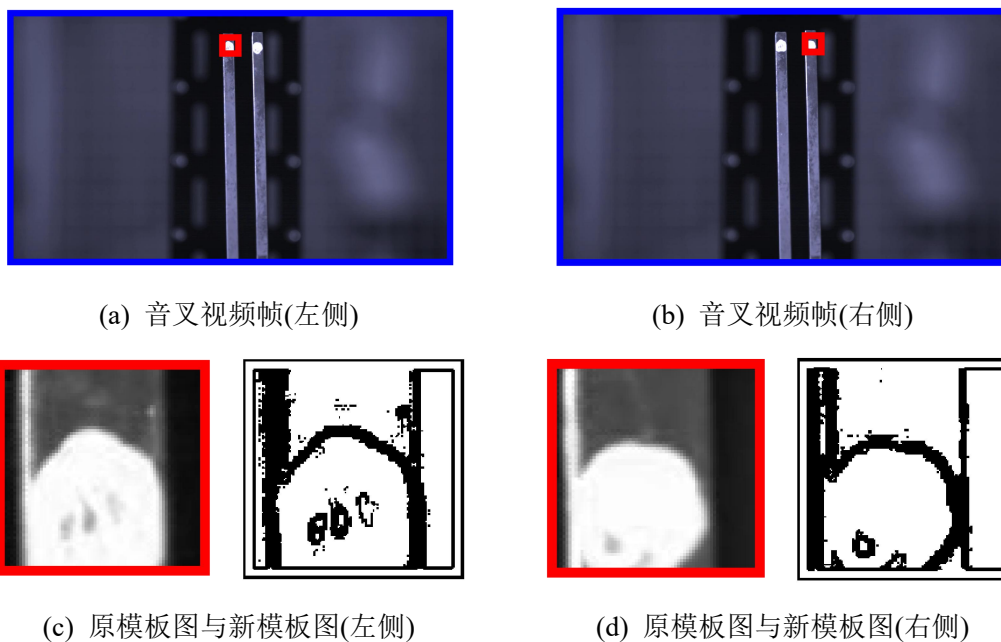
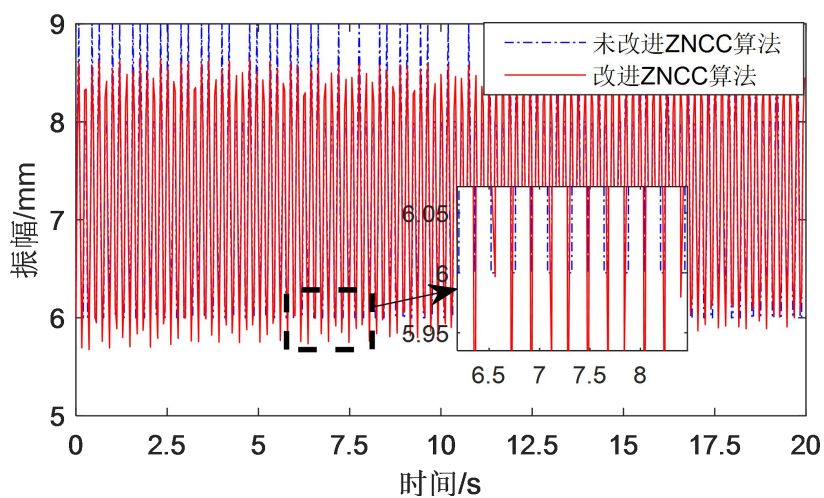
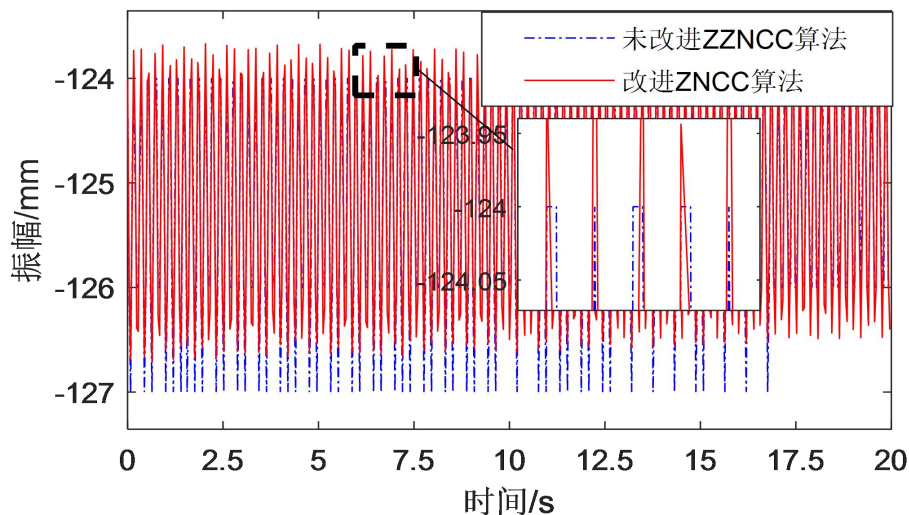


图 3-8 音叉视频帧与子采集区域模板图

使用基于视频放大和改进 Sobel 的微小振动测量方法提取出其振动位移波形，结果如图 3-9 所示。表 3-3 为改进前与改进后的 ZNCC 模板匹配的位移算法匹配时间记录表。



(a) 音叉左侧区域振动位移曲线(左侧)



(b) 音叉左侧区域振动位移曲线(右侧)

图 3-9 音叉左侧和右侧振动位移曲线

表 3-3 改进前与改进后的 ZNCC 算法耗时时间记录表

匹配算法	视频帧大小	模板大小	总耗时/s
基于 ZNCC 模板匹配的位移提取算法	1920*1080	80*80	15.35
基于视频放大和改进边缘信息的微小 振动测量方法	1920*1080	80*80	3.21

如图 3-9 所示,改进后的 ZNCC 算法显著提升了音叉振动信号的提取效果。与未改进的算法相比,改进后的算法不再呈现阶梯状的音叉位移曲线,而是更接近实际音叉运动轨迹的波形。这一改进不仅提高了提取精度,还增强了稳定性,为音叉振动信号的分析应用提供了更可靠的基础。

在表 3-3 中,对改进前后算法的耗时进行比较,改进后的算法所消耗时间缩短了 79.09%。这一结果表明,在改进后的算法中,模板匹配过程的耗时明显减少,从而大大提高了匹配速度。这种改进效果不仅仅是量化的数字变化,更是对算法性能提升的直观展示,证明了新算法在解决位移提取过程中的显著效果。

本文采用快速傅里叶变换用来处理图 3-10 提取的音叉振动位移信号,将时域的位移轨迹转换到频域,然后对频域的运动信号进行傅里叶变换得到其幅度频谱,通过分析其频谱图,见图 3-10。

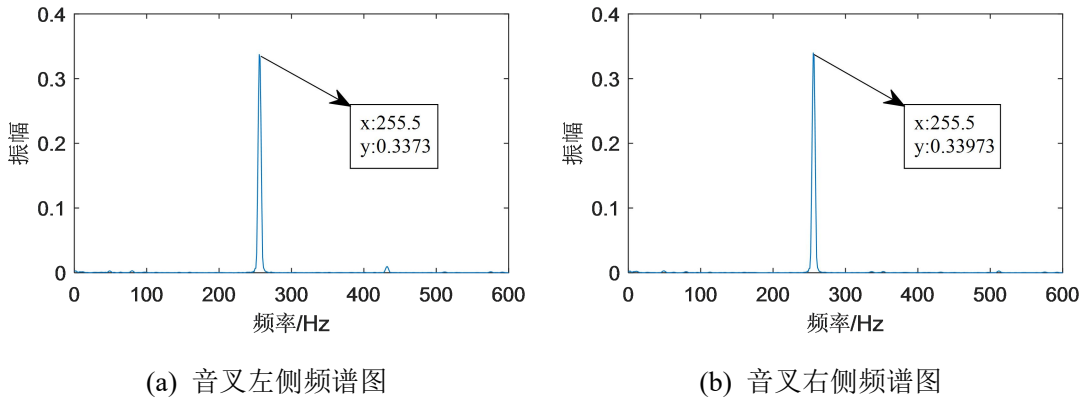


图 3-10 音叉振动频谱图

在图 3-10 中，横坐标代表音叉振动频率，结果显示实验测得的音叉左右频率均为 255.5Hz。与音叉的自振频率 256Hz 相比，测量结果非常接近，仅有 0.1953% 的微小误差。实验结果表明：本文算法在继承了传统基于 ZNCC 模板匹配的位移提取算法的鲁棒性的基础上，展现出良好的抗噪性，并显著提升了匹配速度。这证明了基于视频放大和改进边缘信息的微小振动测量方法能够有效地提取运动目标的运动位移，从而减少匹配时间。算法流程简洁直观，为运动目标的位移提取提供了有效而高效的解决方案。

3.6 本章小结

本文系统地介绍了 PEVM 算法，详细介绍了其算法流程、原理和边界条件。此外，还介绍了常用的基于模板匹配的位移提取算法，包括模板匹配的相似度函数和三种亚像素精度提升方法。

本章还将边缘信息引入到了基于 ZNCC 的位移提取算法的模板匹配过程中，结合 PEVM 算法和曲面拟合法，提出了一种基于视频放大和改进边缘信息算法的微小振动测量方法的视频微振动提取算法，解决了微小振动难测量的问题，提高了常见 ZNCC 模板匹配算法的提取速度，通过音叉振动频率测量实验验证了该方法在定位精度和计算时间方面取得了显著的改进。

第 4 章 基于 YOLOv7 的振动测量方法研究

4.1 引言

传统的位移提取方法在复杂场景下面临着挑战,而深度学习技术的崛起为解决这些问题提供了新的可能性。近年来,随着计算机视觉和深度学习技术的快速发展,目标检测技术在各种领域中取得了显著的进展。其中,位移提取作为目标检测的重要方向之一,对于实时视频监控、自动驾驶系统和机器人导航等应用具有重要的价值。本研究以 YOLOv7^[78]深度学习框架为基础,旨在探索一种高效的位移提取算法,以提高对目标物体位置和运动的准确性。YOLOv7 作为一种实时目标检测算法,以其高效、准确的特性备受关注。通过将其引入位移提取领域,我们希望能够更好地捕捉目标物体的位置和运动信息,从而满足现代应用对于实时性和精确性的要求。

本章详细讨论了 YOLOv7 深度学习框架的特点,并解释了选择该框架的原因且对 YOLOv7 深度学习框架进行改进来提高其检测精度。最后,我们明确了本研究的目标,并提出了一种基于 YOLOv7 的位移提取方法,为位移提取算法的发展和实际应用提供新的见解和方法。

4.2 基于 YOLOv7 的目标检测算法

4.2.1 YOLOv7 模型

自从 2015 年 YOLOv1 算法成立以来,已经经历了多次迭代,每次都是在前几个的版本上解决了其局限性和改善其性能,YOLO 的实时物体检测能力能够快速识别和跟踪各种目标物体,广泛应用于许多领域,包括视频中的目标识别、人机交互和交通等等。YOLOv7 是现有的先进 YOLO 算法,是在 YOLOv5^[79]的基础上进行优化和改进,目标检测性能和检测速度远超过以往的目标检测模型。

YOLOv7 模型主要包含了输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、头部(Head)三个部分,YOLOv7 各个功能上与 YOLOv5 保持一致,即 Backbone 层用于特征提取,Head 层用于预测。YOLOv7 模型结构和各个模块的组成部分分别如图 4-1 所示。

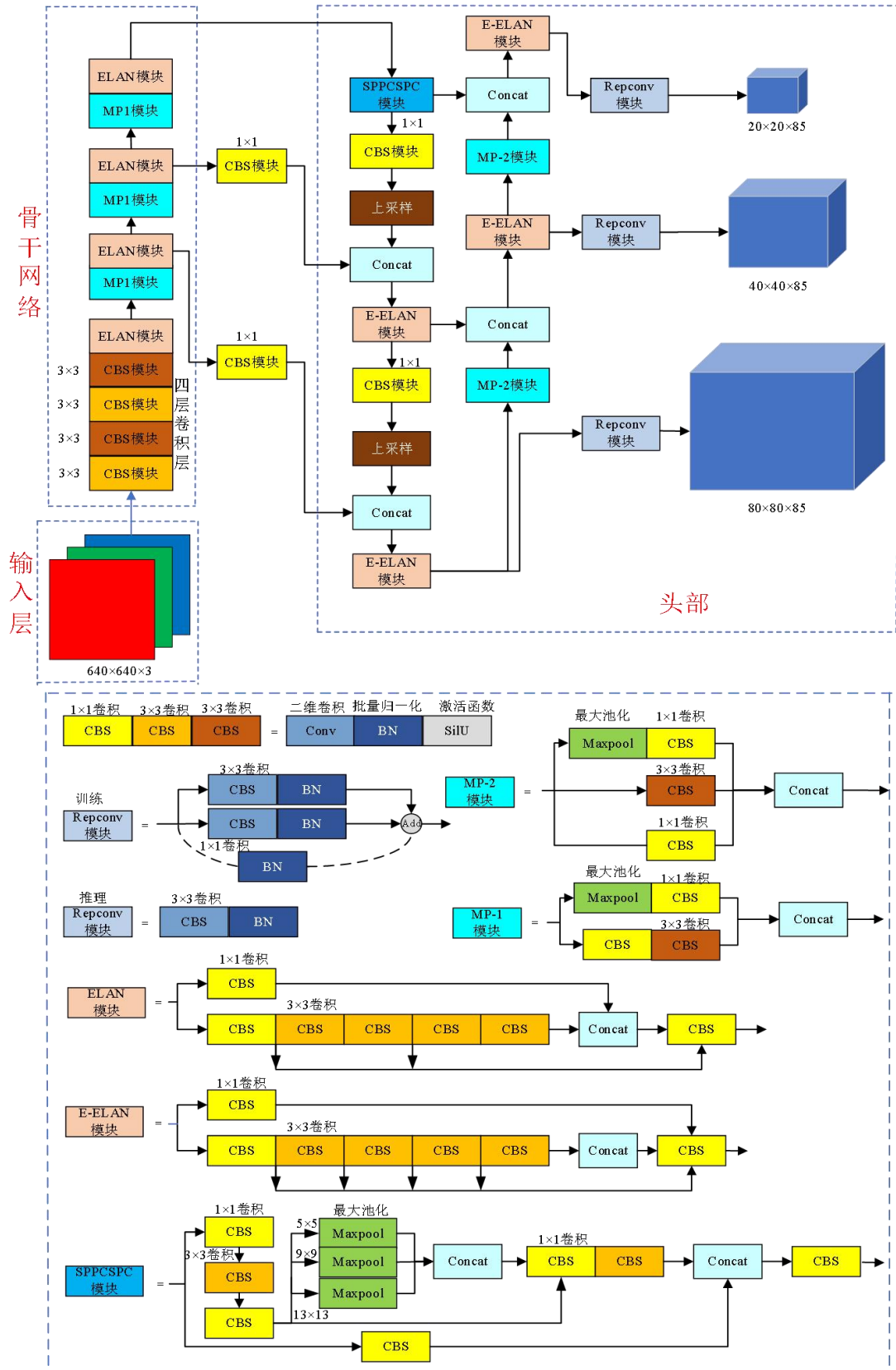


图 4-1 YOLOv7 模型结构和模块的组成部分

4.2.2 YOLOv7 算法目标检测步骤

YOLOv7 目标检测的基本流程见图 4-2，主要分为以下步骤：

- (1) 输入图像：算法以图像作为输入。
- (2) 网格划分：图像被划分成固定大小的网格，每个网格负责检测其内部的目标和预测多个边界框。
- (3) 边界框预测：每个网格内的边界框包括位置信息和类别信息。对于每个边界框，模型输出一个向量，其中包含了边界框的位置和属于不同类别的得分。
- (4) 目标得分计算：算法通过计算每个边界框的目标得分，该得分表示该边界框内是否包含目标。
- (5) 非极大值抑制：为了消除重叠的边界框，采用非极大值抑制，只保留得分最高的边界框，从而提高检测的精度。
- (6) 输出结果：最终，算法输出检测到的目标的边界框和类别信息。

本文将上述过程 YOLOv7 相对于其前身版本进行一些改进，使其具有更好的特征提取网络、更精细的网络架构，以及更高的检测性能。

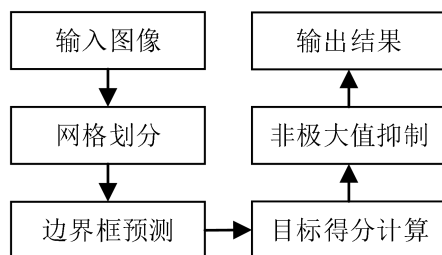


图 4-2 YOLOv7 目标检测的基本流程

4.3 基于改进 YOLOv7 的位移提取方法

4.3.1 YOLOv7 框架改进

本文主要针对网络架构进行改进，具体改进为三个部分，主要包括依次连接的 Input 端、Backbone 层、Head 层，具体增设模块如下：

- (1) 在 Backbone 层的最后一层设置 ISA 模块；
- (2) 在 Head 层前端卷积层后增设 CSA 注意力模块；
- (3) 在 Head 层输出的三个检测层前均设置 EFE 模块。

改进 YOLOv7 网络具体框架见图 4-3。

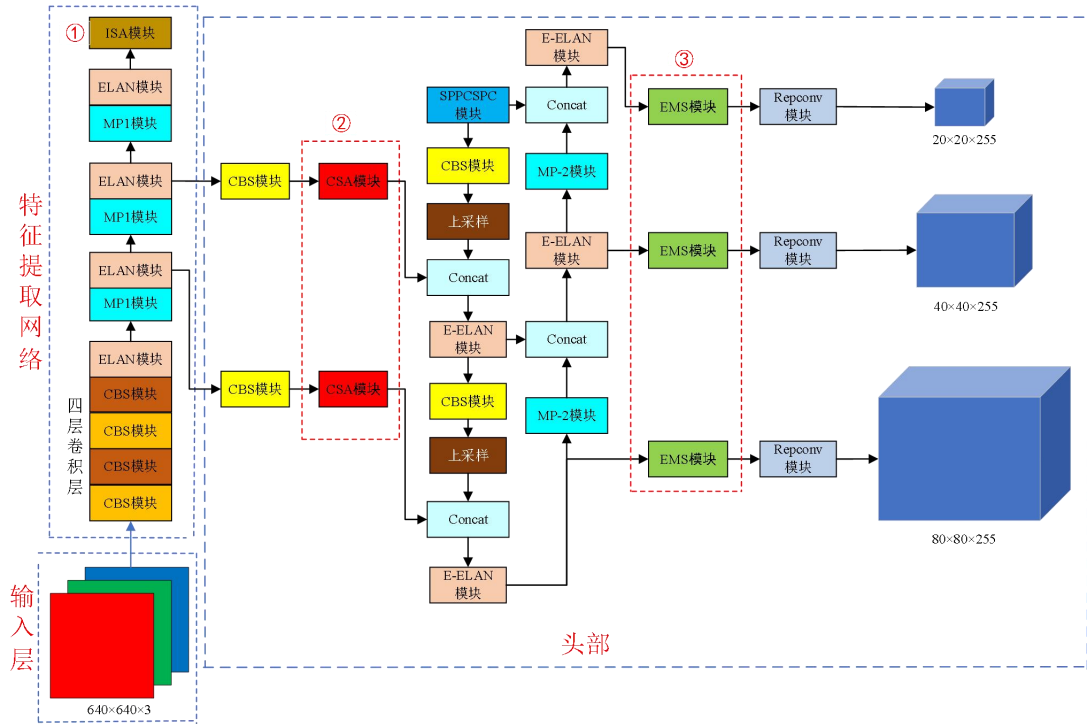


图 4-3 改进 YOLOv7 网络框架

Backbone 层的最后一层设置 ISA 模块，其模块如图 4-4 所示。考虑到图像中目标为小目标，存在像素偏少，ISA 模块能够有效地辅助网络模型获取目标的特征信息。随着模型进行特征提取，连续的卷积可能导致信息的损失，ISA 模块可以有效地捕获目标的特征信息，准确地识别感兴趣区域，有助于模型更好地提取小目标的特征。

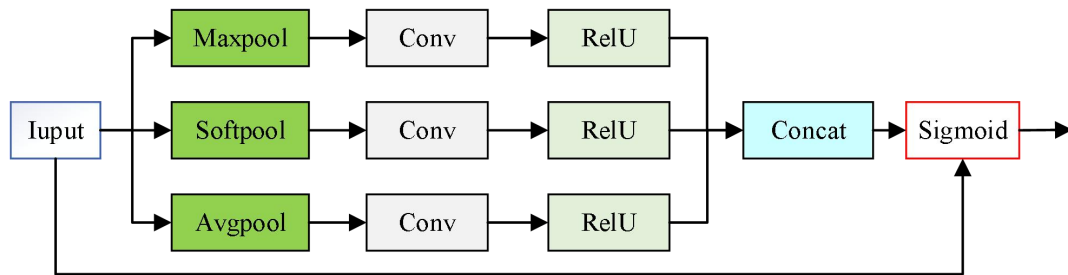


图 4-4 ISA 模块的结构示意图

在 Backbone 层的两个 CBS 模块后设置 CSA 注意力模块，引入 Backbone 层输出的特征图像进入 Head 层进行融合。CSA 模块结构示意图如图 4-5 所示，其中两个卷积层大小均为 3×3 。将 CSA 注意力模块与原始 YOLOv7 网络结合后，改进的模型对目标特征更敏感，有效抑制了背景信息的干扰，进一步提高了检测精度。串联连接 SE 和 SA 注意力模块克服了 SE 模块在空间注意力利用上的不

足，使得整体网络结构充分获取通道和空间信息。这样的设计使网络能够更有效地学习目标的空间结构和通道信息，提升了对目标特征的表达能力，实现了有效的目标信息提取。

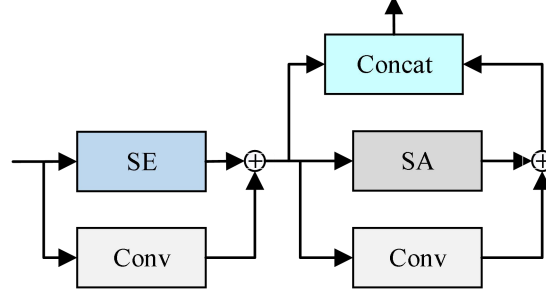


图 4-5 CSA 模块的结构示意图

在 Head 层输出的三个检测层前均设置 EFE 模块，如图 4-6 所示。首先，利用卷积层进行数据维度的降维和特征的提取。接着，通过标准卷积层再次增加数据维度。此过程中，使用最大池化对特征图进行采样，并通过标准卷积进行通道数的调整。最后，利用 Concat 模块将各个特征图合并，并通过一次标准卷积获得输出。ESM 模块能够更充分地提取目标的特征，使得特征更加丰富。另外，EFE 模块能够利用最大池化保留原始特征图中目标的重要特征，从而丰富目标特征图，并将其与其他特征图合并为最终输出。

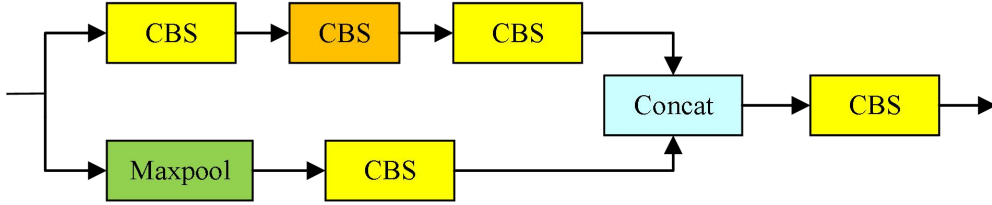


图 4-6 EFE 模块的结构示意图

针对这三个模块，本文分别进行实验对比，采用准确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)以及它们计算得到平均精度均值(mean average precision, mAP), 利用每秒传输帧数(Frames Per Second, FPS)和 mAP 值作为目标检测模型(改进的 YOLOv7 网络)性能的评价指标，计算式为：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{TP}{\text{all dections}} \quad (4-1)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{\text{all ground truths}} \quad (4-2)$$

$$AP = \int_0^1 PdR \quad (4-3)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^N AP_i}{N} \quad (4-4)$$

上述式中， TP 为正确检测目标数量； FP 为误检目标数量； FN 为漏检目标数量； R 和 P 分别表示正确检测的目标数量占所有目标真实数量和全部检测结果中的比率。

4.3.2 数据集建立

建立改进 YOLOv7 的数据集是目标检测任务中的关键步骤，本章实验的数据集建立于桥梁振动视频，主要包含以下主要过程：

(1) 数据收集：从桥梁振动视频中提取帧，收集视频帧中包含目标的图像和相应的标注信息。

(2) 数据集创建：使用 LabelImg 标注工具手动为每个图像中的目标标注边界框和类别标签。将整个数据集划分为训练集、验证集和测试集。最终获得 880 张 1920*1080 图像的数据集，其中 720 张图片用于训练，80 张图片用于验证，80 张图片用于测试。

(3) 标签文件生成：生成包含目标的类别、边界框坐标信息的标签文件。

(4) 配置文件修改：修改改进 YOLOv7 的配置文件，包括网络结构、训练参数和数据集路径等信息，以适应数据集。

(5) 数据预处理：对图像进行预处理，以符合模型的输入要求。

(6) 模型训练：使用准备好的数据集和配置文件对改进 YOLOv7 进行训练。在训练过程中，模型将根据数据集中的图像信息和标注信息不断调整自身参数，以提高目标检测性能。

(7) 模型评估：使用验证集评估训练过程中模型的性能。计算模型在目标检测和位移提取任务上的性能指标(P 、 R 和 mAP)来评价模型的性能。根据评估结果进行调整，以提高模型在未见过的数据上的表现。

(8) 测试和部署：使用测试集对训练好的模型进行评估。如果达到预期性能要求，将模型部署到桥梁振动视频中进行实际目标检测任务。

(9) 位移信息提取：从检测结果中提取出桥梁振动视频中每一帧目标的位移信息。经过频谱分析得到相应的振动频率。

(10) 实验对比：将步骤(9)中测量出的桥梁振动频率与使用桥梁模型振动源设定的频率进行实验对比，计算测量误差。

这些步骤构成了基于改进 YOLOv7 的位移提取算法的完整流程，如图 4-7 所示。通过逐步实施这些步骤，可以建立一个有效的目标检测系统，并从中提取出桥梁振动视频中的位移信息，用于振动频率分析和实验验证。

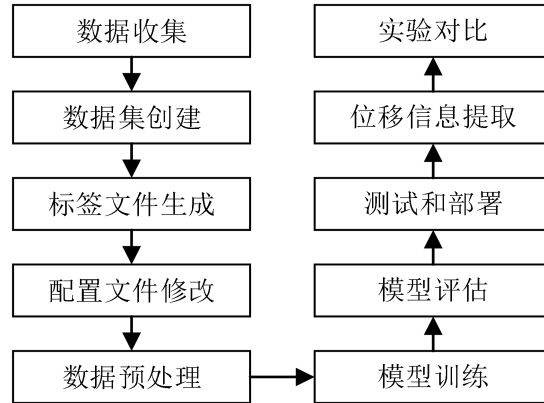


图 4-7 改进 YOLOv7 的位移提取算法流程图

由上述步骤得到的部分数据集图如图 4-8 所示。

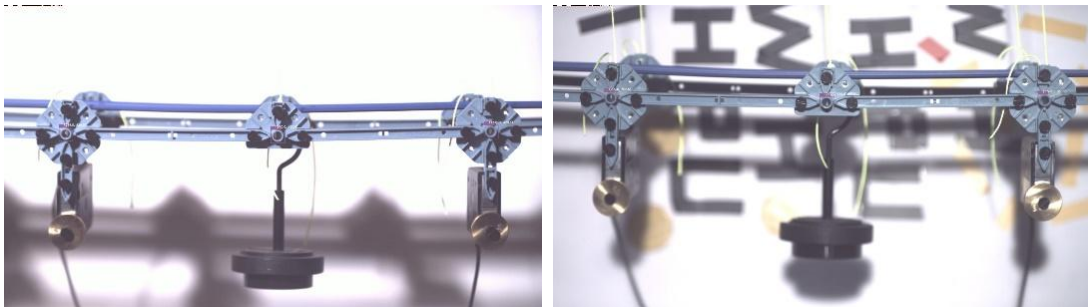


图 4-8 自建数据集示例图

4.4 去噪方法和仿真实验

4.4.1 改进型小波去噪法

近年来，许多学者专注于研究小波基函数和阈值函数等方面^[80,81]。阈值函数的选择直接影响着小波去噪的性能。如果阈值设置过大，可能会滤除有效信号，而设置过小则可能无法达到去噪效果。为了进一步提高小波去噪的效果，研究者们开展了广泛的工作，例如 Donoho 等人^[82,83]提出了硬阈值函数和软阈值函数，但是后续发现硬阈值函数和软阈值函数分别存在不连续性和可能导致的震荡现象、因固定偏差导致的失真现象等问题，影响了信号的原始特征和准确性。针对

这些情况，赵月静^[84]与于向洋^[85]提出的以下改进的阈值函数：

$$\hat{w}_j = \begin{cases} \text{sign}(w_j) \times [|w_j| - \lambda(1 - \frac{\lambda}{w_j})^a] & |w_j| \geq \lambda \\ 0 & |w_j| < \lambda \end{cases} \quad (4-5)$$

式中： $\text{sign}(w_j)$ 为符号函数； w_j 为小波分解系数； $\hat{w}_j$ 是去噪后的小波估计系数； λ 是阈值； a 是参数。在软阈值函数的基础上引入了阈值和小波系数比值的指数族作为调节因子，在一定程度上提高了软阈值函数的灵活性和适应性，但也存在一些潜在的缺点，导致计算复杂性和难度上升。此外，直接舍去低于阈值的部分可能会导致信息的丢失，这可能会影响到信号的准确性和完整性。

$$\hat{w}_j = \begin{cases} w_j - \text{sign}(w_j) \times \frac{a\lambda}{1 + |w_j| - \lambda} & |w_j| \geq \lambda \\ w_j - \text{sign}(w_j) \times \frac{aw_j^2}{\lambda} & |w_j| < \lambda \end{cases} \quad (4-6)$$

这个阈值函数克服了硬阈值函数在 λ 处不连续而产生的震荡现象，并且其渐近线逐渐趋向于硬阈值函数，同时解决了软阈值函数常见的固定偏差问题。然而，在参数调节过程中，这个函数保留了过多的噪声信号，导致去噪效果不够显著。

本文综合了传统硬和软阈值函数的优点，并对阈值函数进行了改进。新的改进阈值去噪函数引入了调节因子 a ($0.7 < a \leq 1$)，从而有效地减少了原始小波系数与估计小波系数之间的固定偏差。具体表达式如下：

$$\hat{w}_j = \begin{cases} \text{sign}(w_j) \times (|w_j| - (1-a)\lambda) & |w_j| \geq \lambda \\ \text{sign}(w_j) \times \frac{aw_j^2}{\lambda} & |w_j| < \lambda \end{cases} \quad (4-7)$$

对于函数(4-7)进行连续性和渐进性分析得：

当 $w_j \rightarrow \lambda^+$ 时，

$$\lim_{w_j \rightarrow \lambda^+} \hat{w}_j = \text{sign}(\lambda^+) \times (\lambda - (1-a)\lambda) = a\lambda \quad (4-8)$$

当 $w_j \rightarrow \lambda^-$ 时，

$$\lim_{w_j \rightarrow \lambda^-} \hat{w}_j = \text{sign}(\lambda^-) \times \frac{a\lambda^2}{\lambda} = a\lambda \quad (4-9)$$

$$\lim_{w_j \rightarrow +\infty} \frac{\hat{w}_j}{w_j} = \lim_{w_j \rightarrow +\infty} \frac{w_j - (1-a)\lambda}{w_j} = 1 \quad (4-10)$$

$$\lim_{w_j \rightarrow +\infty} \frac{\hat{w}_j}{w_j} = \lim_{w_j \rightarrow +\infty} \frac{w_j}{w_j} = 1 \quad (4-11)$$

$$\lim_{w_j \rightarrow +\infty} (\hat{w}_j - w_j) = w_j - w_j = 0 \quad (4-12)$$

通过式(4-8)和式(4-9)可知, $\hat{w}_j$ 在 λ 处连续, 同理, 可以证明在 $-\lambda$ 处, $\hat{w}_j$ 函数也是连续的, 因此, 该函数在区间 $(-\infty, +\infty)$ 是连续的, 解决了传统硬阈值函数在 λ 及 $-\lambda$ 处的不连续问题。通过式(4-10)、(4-11)和(4-12)可知, 改进后的阈值函数在渐近线上趋近于 $\hat{w}_j = w_j$, 这一特性克服了传统软阈值函数的固定偏差问题。

4.4.2 迭代 SVD 去噪方法

近年来, SVD 技术在数据压缩^[86]、信号特征提取^[87]、故障诊断^[88]等领域得到了广泛应用。众多学者将其应用到信号去噪方法中, 同样取得了一定的成果。例如, 杜颖等^[89]提出一种 PSO-VMD-SVD 算法, 根据相关系数阈值法确定最优模态分量, 使用奇异值法对高频噪声进行奇异值去噪重构, 能有效地消除信号的噪声。Zhang 等^[90]基于方差值对传统 SVD 去噪, 将其去噪范围扩展到非周期信号, 在很大程度上去除了噪声, 但对子空间的高频带噪声与有用信号共存时, 去噪性能不高。

为了解决位移过程中信号残留噪声的问题, 本文设计了一种迭代 SVD 去噪方法。该方法的基本原理是将提取出的 x 方向和 y 方向的位移信号分别构造为二分递推矩阵, 然后对其进行 SVD 处理, 将矩阵分解为两个子矩阵。通过这种分解, 我们可以获得能量值更大的奇异值, 这通常意味着这些奇异值对应的特征更加突出, 从而更有可能代表信号中的主要信息。接着, 通过修改信号的重构方法, 即可获得一次去噪后的信号。整个过程通过反复迭代来完成, 每次迭代都会对信号进行一次去噪操作。迭代的目标是通过不断更新分解结果, 使得重构后的信号更加接近原始信号, 同时减少噪声的影响。通过多次迭代, 我们可以逐步提取出信号中的主要特征, 并将噪声逐渐滤除, 从而实现对信号的去噪操作。

在进行了 $i-1$ 次分解后, 得到 $i-1$ 个主信号 A_{i-1} , 记为:
 $A_{i-1} = (a_{i-1,1}, a_{i-1,2}, \dots, a_{i-1,N})$, 利用 A_{i-1} 构造矩阵:

$$A_i = \begin{pmatrix} x_{i-1,1} & x_{i-1,2} & \cdots & x_{i-1,N-1} \\ x_{i-1,2} & x_{i-1,3} & \cdots & x_{i-1,N} \end{pmatrix} \quad (4-13)$$

对矩阵(4-13)进行 SVD 处理，得到：

$$A_i = U_i D_i V_i^T \quad (4-14)$$

式中： $U_i(u_{i1}, u_{i2}) \in R^{(N-1) \times 2}$ ， $V_i(v_{i1}, v_{i2}) \in R^{2 \times 2}$ ， U_i 、 V_i 分别为第 i 次分解获得的左奇异矩阵和右奇异矩阵；对角阵 $D = [diag(\sigma_{ai}, \sigma_{bi}), O]$ ； σ_{ai} 、 σ_{bi} 分别为第 i 次获得的奇异值。第 i 次 SVD 后，得到：

$$A_i = \sigma_{ai} u_{i1} v_{i1}^T + \sigma_{bi} u_{i2} v_{i2}^T \quad (4-15)$$

式中： $u_{ij} \in R^{(N-1) \times 2}$ ， $v_{ij} \in R^{2 \times 2}$ ， $j=1, 2$ ， $v_{i1,1}$ 、 $v_{i1,2}$ 分别是 V_i 的子元素， $\sigma_{ai} u_{i1} v_{i1}^T$ 和 $\sigma_{bi} u_{i2} v_{i2}^T$ 分别记作第一阶和第二阶奇异值。由于第一阶奇异值的包含的能量远远大于第二阶奇异值，而后者包含的能量非常微弱且被默认为噪声信号的一部分，因此本文舍弃了第二阶奇异值，认为主要信号的绝大部分能量都分布在第一阶奇异值中。因此，第 i 次的主成分信号是从第一阶奇异值矩阵 $\sigma_{ai} u_{i1} v_{i1}^T$ 中提取的。为了获得更加完整的主成分信息，本文对矩阵 $\sigma_{ai} u_{i1} v_{i1}^T$ 的两个列向量所有元素进行求和并取均值，其公式表示为：

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^2 \sigma_{ai} u_{i1} v_{i1,j}^T}{2} \quad (4-16)$$

其中 A_i 即为本文需要的主成分信息。

这种方法可以更有效地捕捉信号的主要特征并实现信号的高效去噪。然而，这种构造方式可能会引发相位偏移问题。因此，本小节提出了一种数据拓展的方法，即通过在数据中进行插值来填补空缺。具体来说，假设原始矩阵的长度为 N ，我们需要在矩阵的第 $N/2$ 和第 $N/2+1$ 个数值间填充数值。插值的数值大小由左右两边数值的平均值决定，这样的插值方法基本上能够反映信号的运动趋势。若 $N/2$ 不是整数，我们采用四舍五入法选取插入的数值。插值的具体方式可用以下公式描述，其中 Rv 表示四舍五入取值。

$$A_{i-1, zeng} = \frac{\left(A_{i-1, Rv\left(\frac{N}{2}\right)} + A_{i-1, Rv\left(\frac{N}{2}\right)+1} \right)}{2} \quad (4-17)$$

具体去噪原理推导如下：

假设任意带有噪声的离散数字信号都可以表示为以下形式：

$$x(i) = m(i) + \xi(i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4-18)$$

式中， $m(i)$ 为主信号， $\xi(i)$ 为噪声信号， N 为信号长度。利用 $x(i)$ 构造的 Hankel 矩阵可以表示为如下形式：

$$A = A_m + A_\xi \quad (4-19)$$

式中， A_m 和 A_ξ 分别为 $m(i)$ 和 $\xi(i)$ 所构造的 Hankel 矩阵，其中 $A_m \in R^{m \times n}$ ， $A_\xi \in R^{m \times n}$ 。

对矩阵 A_m 进行 SVD 处理，得到两个奇异值，表示为：

$$\sigma(A_m) = (\sigma_1, \sigma_2) \quad (4-20)$$

在这个方程中， σ_1 和 σ_2 分别代表第一阶和第二阶奇异值，且 $\sigma_1 \gg \sigma_2$ 。然而，噪声的情况则相反，噪声序列的自相关函数为：

$$R_\xi(\tau) = d^2 \delta(\tau) \quad (4-21)$$

式中： d 为 $\xi(i)$ 序列的标准差； $\delta(\tau)$ 为 Kronecker 函数。

$$\delta(\tau) = \begin{cases} 1 & \tau = 0 \\ 0 & \tau \neq 0 \end{cases} \quad (4-22)$$

对于严格满足式(4-22)的理想噪声，其奇异值彼此是均匀的，可以表示为：

$$\sigma(A_\xi) = (\sigma_\xi, \sigma_\xi) \quad (4-23)$$

设矩阵 $A, B \in R^{m \times n}$ ，而 $q = \min(m, n)$ ，对于矩阵之和 $A+B$ 的奇异值，有：

$$\sigma_i(A+B) \leq \sigma_i(A) + \sigma_i(B) \quad 1 \leq i \leq q \quad (4-24)$$

其中， σ_i 表示奇异值矢量中的第 i 个奇异值。在迭代 SVD 中，对于含噪信号 $x(i)$ 构造的 Hankel 矩阵 A ，其奇异值矢量满足：

$$\sigma(A) \leq (\sigma_1 + \sigma_\xi, \sigma_2 + \sigma_\xi) \quad (4-25)$$

实际上，由于噪声信号通常不完全符合式(4-22)所描述的特点，在对噪声进行 SVD 时，奇异值的大小通常会以较缓慢的速度减小。特别当构造的 Hankel

矩阵的行数较小时(例如 $n=2$)，可以认为噪声的奇异值大致相同，可表示为：

$$\sigma(A) \approx (\sigma_1 + \sigma_\xi, \sigma_2 + \sigma_\xi) \quad (4-26)$$

在迭代 SVD 过程中，每进行一次分解，得到的信号 A_i 中所包含的噪声能量会比第 A_{i-1} 分解中的噪声能量减少一半，因此，随着分解次数的增加，信号中包含的噪声能量将会逐渐减少，而主信号成分将会保留下来，这实现了对信号的去噪目标。假设信号中包含的噪声的总能量为 E ，则第一次分解消除的噪声能量为 $E/2$ ，第二次为 $E/4$ ，...，第 i 次为 $E/2^i$ ，而 i 次消除的噪声总量为 $(1-1/2^i)E$ 。然而，在实际应用中，迭代次数 i 不可能取无穷大。当 i 达到一定值时，噪声的消除总量将接近信号中噪声的总能量。在这个点上，我们可以获得良好的去噪效果。

为了实现预期的去噪效果并确定迭代的次数，本文采取通过设定阈值的信噪比 (SNR) 大小 S_m 作为迭代终止条件，当 SNR 大于 S_m ，则迭代终止；反之，则继续进行迭代。这样的设定能够有效控制算法的迭代次数，确保去噪结果在保留信号主要成分的同时，尽可能地减少噪声的影响。通过这种方法，我们可以在保证算法高效性的同时，获得更加可靠和稳健的去噪结果。

4.4.3 去噪方法仿真实验

采用上章第 3.4.1 小节中的创建的仿真黑圆运动视频来验证本文提出的两种去噪方法的去噪效果。图 4-9 是利用基于改进 YOLOv7 的位移提取算法提取黑圆运动的 x 和 y 位移结果。

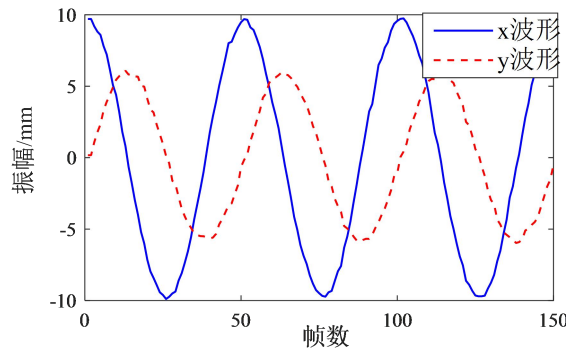
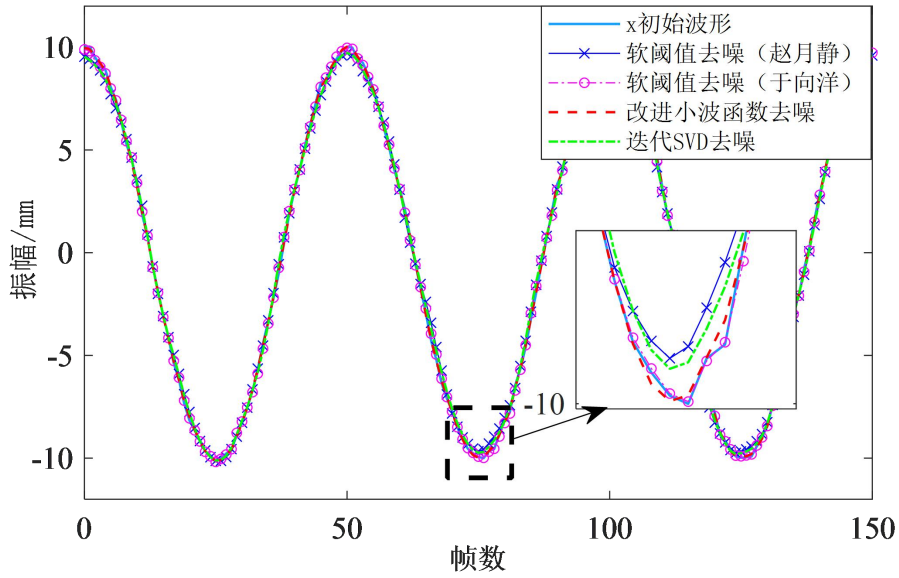


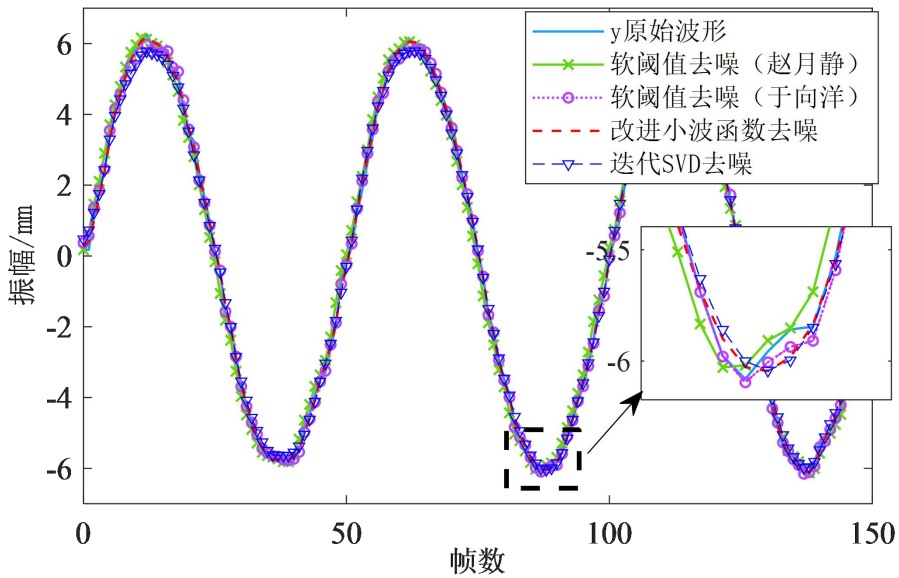
图 4-9 黑圆运动的位移波形

分别使用引用赵月静^[84]与于向洋^[85]提出的硬阈值函数、软阈值函数和本文提出的改进的阈值函数去噪和迭代 SVD 去噪方法对图 4-9 中的 x 波形和 y 波形

进行去噪，最终去噪效果图如图 4-10 所示。



(a) x 波形



(b) y 波形

图 4-10 x 和 y 方向信号去噪效果图

通过图 4-10 波形对比可以发现，改进后的小波去噪方法和迭代 SVD 去噪方法比软阈值去噪函数和硬阈值函数去噪方法得出的去噪波形更加平滑，更贴合实际波形，去噪效果更好，且改进后的阈值函数去噪后得到的信号更加接近实际曲线，平滑性更良好。

为直观地展示改进小波去噪方法和迭代 SVD 去噪法的有效性，本文引入了用于噪声去除效果分析信噪比(SNR)和均方根误差法(RMSE)作为去噪性能指标，公式分别如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \hat{x}(n))^2} \quad (4-27)$$

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{n=1}^N \hat{x}(n)^2}{\sum_{n=1}^N (x(n) - \hat{x}(n))^2} \quad (4-28)$$

其中 $x(n)$ 表示原始信号； $\hat{x}(n)$ 表示去噪信号； N 表示信号的长度。

下表 4-1 和表 4-2 分别为图 4-10 中软阈值，硬阈值及改进的阈值小波和迭代 SVD 分解去噪法对图像去噪相应的 SNR 值和 RMSE 值。

表 4-1 小波去噪后 x 和 y 方向去噪数据

	x		y	
阈值函数	SNR	RMSE	SNR	RMSE
软阈值函数	52.0399	0.28034	45.3838	0.36233
硬阈值函数	59.3057	0.12145	54.0138	0.13415
改进阈值函数	63.3982	0.075817	55.8184	0.10899

表 4-2 迭代 SVD 去噪后 x 和 y 方向去噪数据

	x		y	
迭代次数	SNR	RMSE	SNR	RMSE
1	11.5613	4.1857	10.2312	4.0327
2	12.4382	3.7838	12.7351	3.7821
3	13.4254	3.3773	13.2661	3.4521
4	14.5515	2.9666	14.2617	2.9855
5	15.8581	2.5523	15.8663	2.5711
6	17.4099	2.1347	17.4182	2.2001
7	19.3152	1.7143	19.3213	1.7221
8	21.7761	1.2913	21.7845	1.3035
9	25.2451	0.8663	29.1833	0.8682
10	31.1612	0.43831	31.2417	0.4266

较高的 PSNR 值和较低的 MSE 值表明去噪算法在去除噪声的同时保持原始

图像的质量方面具有更好的性能。因此,从表 4-1 的数据可以发现,改进后的阈值函数的 PSNR 值最高, MSE 值最小,与软阈值和硬阈值相比,改进的阈值函数具有更好的去噪效果。从表 4-2 可以发现,随着迭代次数的增加, SNR 越大、RMSE 越小,表明随着迭代次数的增加,信号中噪声的残余量逐渐变少,去噪效果变得更好,只要根据信噪比 SNR 值大小然后增加适合的迭代次数就可以达到实验需求。

4.5 桥梁振动频率测量实验

为了证明采用基于改进 YOLOv7 的位移提取算法的可能性,本节进行桥梁振动频率测量实验。本部分方法的实验环境是在 Windows 10 系统下进行的,使用了 PyTorch 1.10.2 深度学习框架, CUDA 版本为 11.3。硬件配置包括 NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU(6GB 显存)、AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics CPU、16GB RAM。使用设备有千眼狼高速相机、EF-200 环形 LED 补光灯、桥梁模型、振动频率设置传感器等。桥梁振动频率的控制对于保证桥梁运行安全和延长使用寿命至关重要。实际生活中,桥梁的振动频率一般控制在 5Hz 至 50Hz 之间。如果桥梁的振动频率超出这个范围,就需要引起设计者和监管部门的重视。本次实验中通过振动频率设置传感器对桥梁施与 20Hz 振动频率,拍摄其桥梁振动视频。桥梁实物图见 4-11。

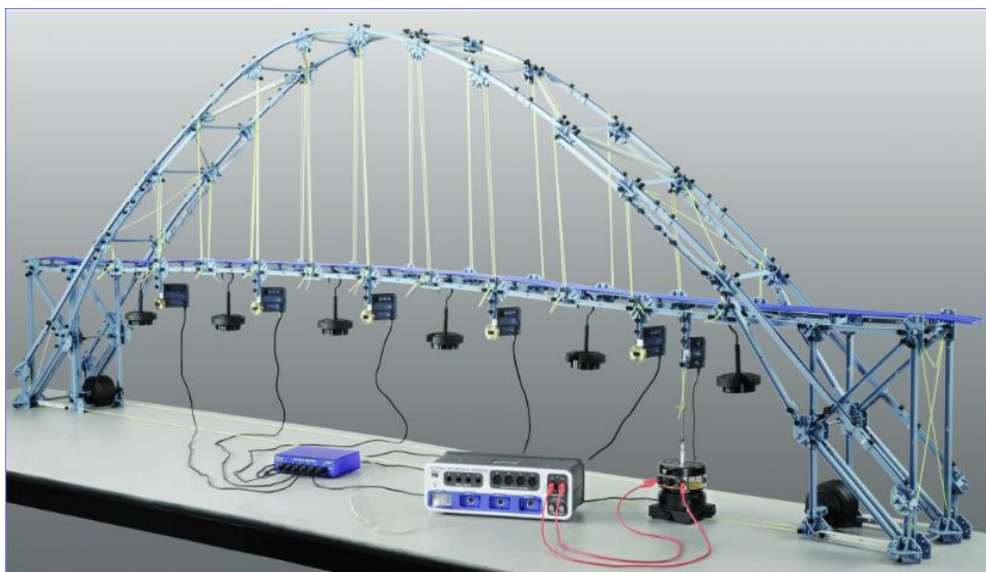
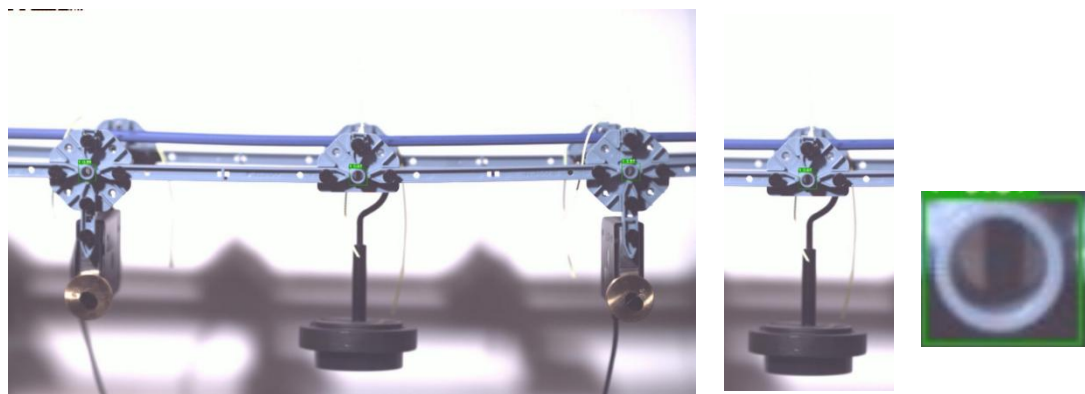


图 4-11 桥梁实物图

桥梁检测视频帧和检测区域图片见图 4-12。



(a) 桥梁视频帧

(b) 检测区域放大

图 4-12 桥梁视频帧与检测区域

为了验证 YOLOv7 中三个改进模块的有效性，以 YOLOv7 为基准进行消融实验，实验结果如表 4-3 所示。

表 4-3 消融实验结果对比表

模型	mAP
YOLOv7	92.5%
YOLOv7+ISA	95.5%
YOLOv7+CSA	96.7%
YOLOv7+ESM	97.2%
YOLOv7+ISA+CSA+ESM	99.6%

从表 4-3 可以看出，各个改进的模块较原模型都有所提升，原始 YOLOv7 的 mAP 值最低，与之相比，各个改进模块部分的 mAP 值均有所提升，且最终改进 YOLOv7 模块的检测精度都高于前三个方法，取得较好检测精度。

同时为验证改进 YOLOv7 算法所提检测网络的性能，进行对比实验，结果如表 4-4 所示。

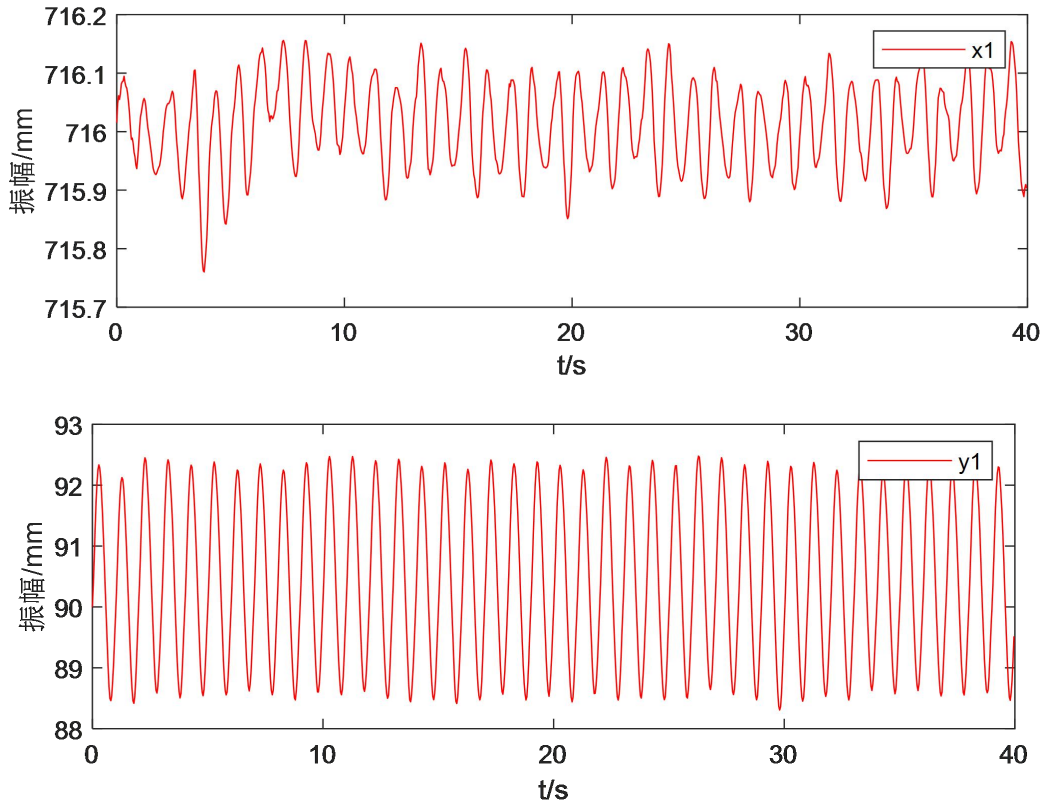
表 4-4 不同算法检测性能实验

模型	mAP	Frame Rate /FPS
Faster Rcn	80.3%	36
YOLOv4	93.5%	68.3
YOLOv5s	85.1%	85
YOLOv7+ISA+CSA+ESM	99.6%	65

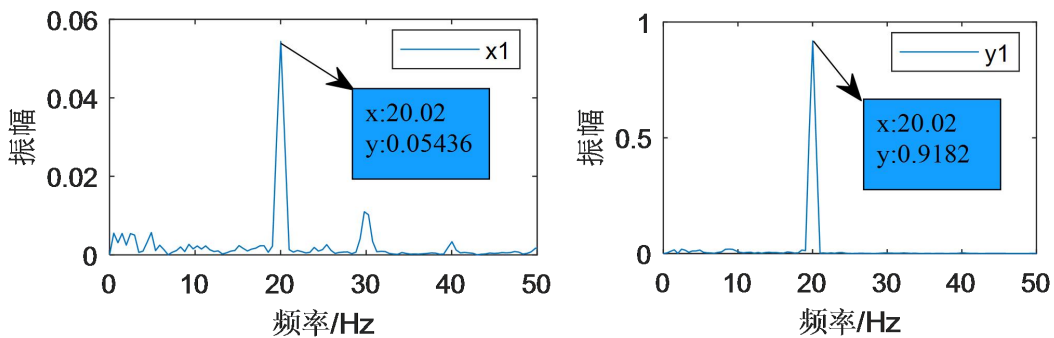
从表 4-4 中可以看出，对于桥梁目标数据集，Faster Rcn 网络的 mAP 值与

帧率是所有算法中最低的，检测效果最差且网络模型复杂；YOLOv4 的检测效果相对于 Faster Rcnm 网络有所提高，且 mAP 值比 YOLOv5s 高，因为 YOLOv5s 兼顾了速度，所以降低了检测效果，但 YOLOv4 的检测效果还是稍差于本文提出的模型，并且帧率也相差不大。由此可看出本文所提出方法相比其他主流算法来说，在桥梁图像目标检测较上述对比方法的优越性。

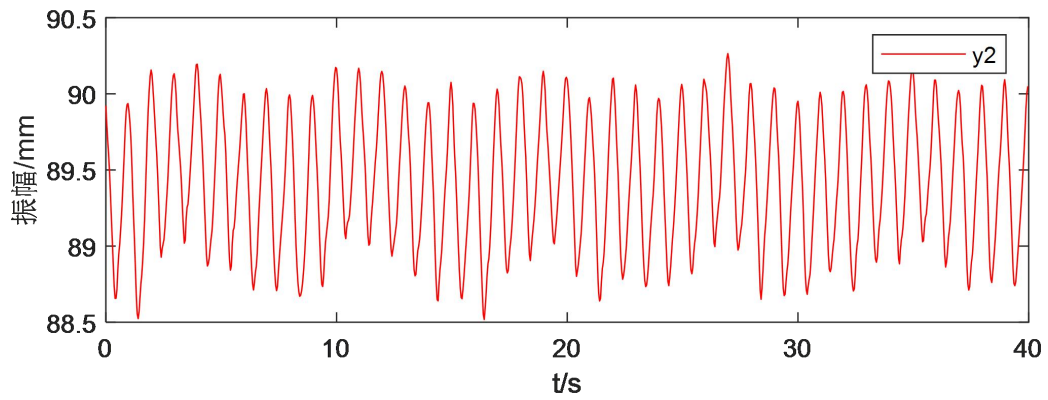
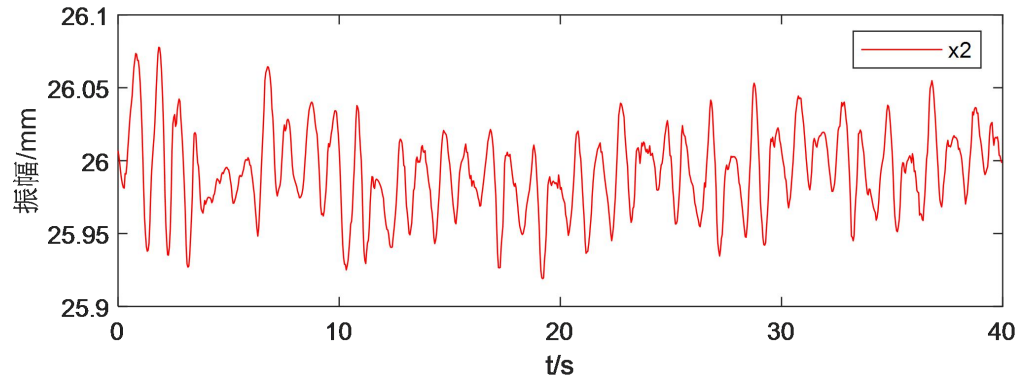
将桥梁目标检测区域作为子图像采集区域，使用基于改进 YOLOv7 的位移提取算法对桥梁振动视频进行信息提取，得到的位移信息与频谱图，见图 4-13。



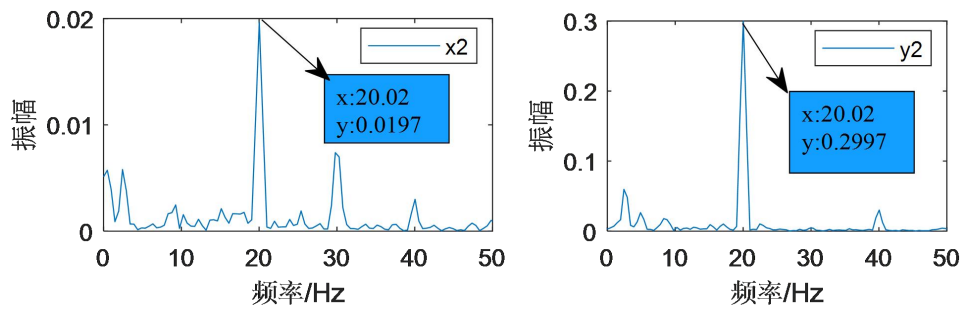
(a) 第一个检测框位移曲线



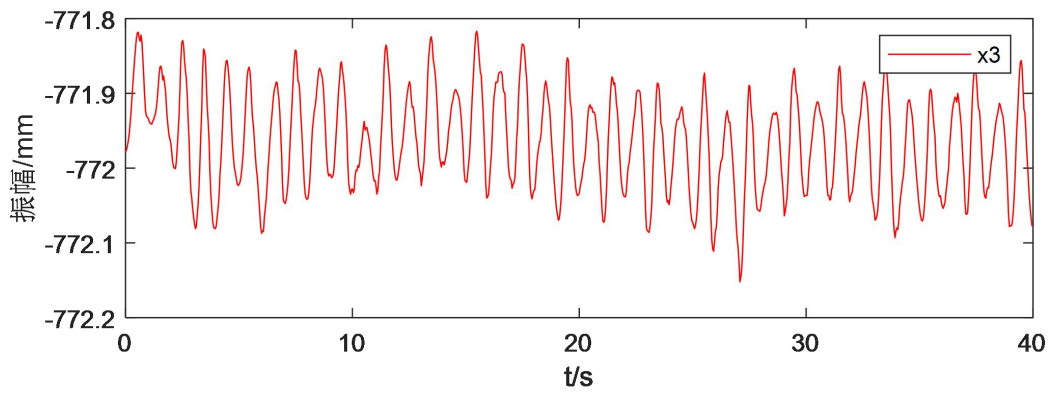
(b) 第一个检测框频谱图

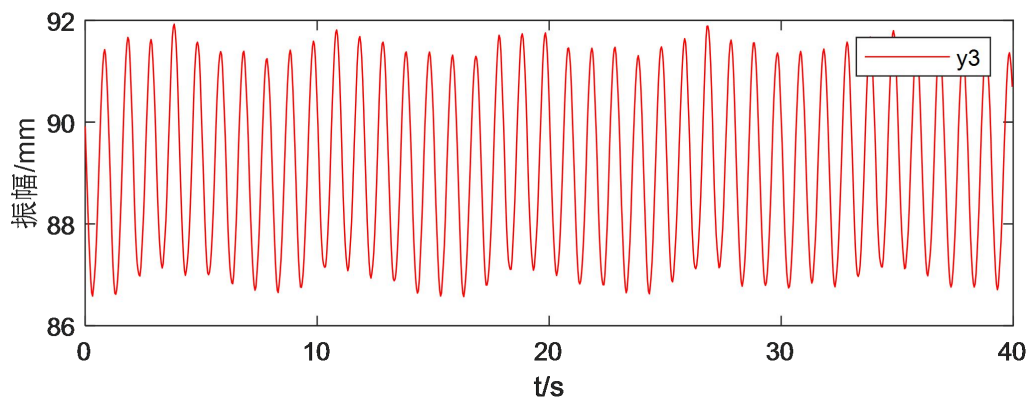


(c) 第二个检测框位移曲线

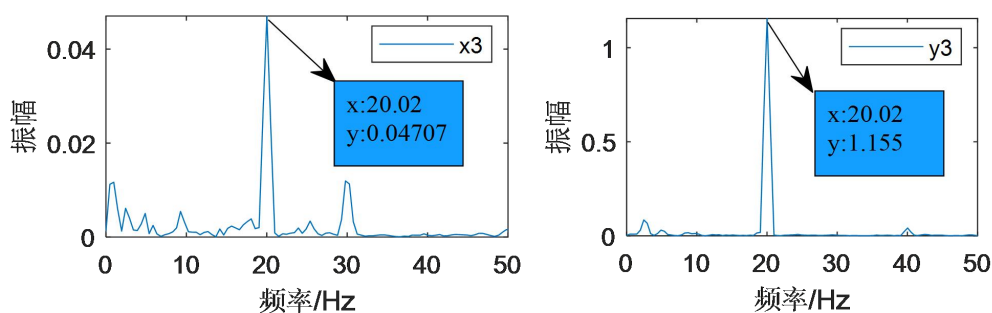


(d) 第二个检测框频谱图





(e) 第三个检测框位移曲线



(f) 第三个检测框频谱图

图 4-13 桥梁振动位移曲线和频谱图

由图 4-13 可知，在视频中，三个检测框区域提取的位移信号在 x 方向和 y 方向都稳定在一个特定范围内，而且位移波形非常光滑，没有明显毛刺，这表明所含的噪声信号相对较少，能够完美展示桥梁的振动位移轨迹。且得到的三个检测框的振动频率均为 20.02Hz，与实际振动源设定的 20Hz 仅相差 0.02Hz，实验误差为 0.1%，这些证明了该方法能够很好地提取出桥梁振动频率，具有高精度、良好的鲁棒性和抗干扰性，适用性也很好。

4.6 本章小结

本章首先简要介绍了基于深度卷积网络的 YOLOv7 的目标检测算法，详细解释了 YOLOv7 的各个组成部分和目标检测的基本流程。在 YOLOv7 的基础上，分别添加了三个模块：ISA 模块、CSA 注意力模块、EFE 模块。然后以改进后的 YOLOv7 算法为基础，提出了一种新的位移提取方法——基于改进 YOLOv7 的位移提取方法。该方法利用改进的 YOLOv7 算法对振动视频进行逐帧检测，在检测区域提取出各帧的位移信息，并经频谱分析后得到运动目标振动频率。最后

通过桥梁振动频率测量实验验证了基于改进 YOLOv7 的振动测量方法的有效性和实用性。此外，本文还研究了改进型小波去噪方法和迭代 SVD 去噪方法，通过实验验证了这两种去噪方法能够有效地减少位移信息中的噪声。

第5章 总结与展望

5.1 全文总结

本文以高速视觉测量系统为研究对象，自主搭建高速视觉测量平台，用于拍摄高质量的研究物体运动视频，并深入探讨和研究了视频图像分析和位移提取算法。具体来说，本文分别提出了两种简单、实用、高效的振动位移提取方法和两种去噪方法，本文的主要研究内容如下：

(1) 针对位移提取过程中存在计算精度低以及微小振动难测量的问题，提出了一种基于视频相位和改进边缘信息的微小振动测量方法。该方法利用改进后的边缘信息提取方法，在基于模板匹配的位移提取领域创建了新的模板，并采用自适应调整步长，从而提高了计算精度和计算效率。此外，通过曲面拟合方法提高计算精度，使得能够清晰观测到实验物体的运动变化，并快速提取结构微弱运动的真实波形，解决了位移提取方法模板创建耗时大、计算精度不稳定、微小振动难测量等问题。

(2) 针对传统基于深度学习的位移提取算法测量效率低、精度低和鲁棒性差的问题，提出了一种基于改进 YOLOv7 的振动测量算法。该算法在 YOLOv7 的网络框架中增设了三个模块，包括在 Backbone 层的最后一层设置 ISA 模块，在 Head 层中增设 CSA 注意力模块，在 Head 层输出的三个检测层前均设置 EFE 模块，从而提高了目标模板检测精度。通过使用该算法对振动视频进行分析，并将得到的振动频率与仪器设置的固定频率进行实验对比，证明其优越性。

(3) 针对提取到的位移信号存在噪声的问题，本文设计了两种新的去噪方法。其中一种是迭代 SVD 分解去噪方法，另一种是改进型小波去噪方法。

5.2 后续研究与展望

尽管本文对基于高速视觉的振动算法进行了深入的研究工作，并提出了一系列改进算法，显著提升了其计算效率与测量精度等方面。然而，仍存在一些不足之处，由于研究精力和时间有限，后续仍需完善和改进，主要包括以下方面：

(1) 本文所拍摄的目标视频均采用单个摄像机获取。然而，当拍摄角度无法

保证与运动面垂直时，单目视觉拍摄的图像可能无法捕捉所有特征和位移信息。因此，需要进一步研发多目视觉算法，如双目视觉算法，以实现多维空间运动的准确分析。

(2) 本文提出的算法仅在室内环境下进行，且针对的是简单结构的测量。然而，随着高速振动测量技术的不断发展，未来的研究工作可以考虑将算法扩展到更复杂的环境和结构中，以满足更多样化的测量需求，并进一步提高算法的普适性和适用范围。通过这些拓展和改进，将进一步提升算法的实用性和适用性，推动振动测量技术的发展和应用。

(3) 改进后的 YOLOv7 位移提取算法的计算速度未达预期。这主要因为网络结构复杂、参数量大，增加了计算负担，导致实时性和效率下降。在处理复杂场景和大图像时，可能会遇到性能瓶颈，使计算速度变慢。今后需要进一步优化和改进算法，确保在实时应用中快速准确地提取位移信息，满足实时监测和控制的需求。

参考文献

- [1]Gho J, Zhu C A. Dynamic displacement measurement of large-scale structures based on the Lucas-Kanade template tracking algorithm[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 66-67: 425-436.
- [2]Choi I, Kim J, Kim D. A target-less vision-based displacement sensor based on image convex hull optimization for measuring the dynamic response of building structures[J]. Sensors, 2016, 16(12): 1-17.
- [3]Wang Y D, Zhu L Q, Shi H M, etc. Research on real-time vision detection technology for motion feature of high-speed mechanical system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(2): 82-90.
- [4]Ma Z X, Choi J, Sohn H. Real-time structural displacement estimation by fusing asynchronous acceleration and computer vision measurements[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2021, 37(6): 688-703.
- [5]张晓琳. 基于视觉测量技术的 PCD 刀具智能磨削工艺的研究[D]. 中北大学, 2022.
- [6]Haizhen L, Baojun Z. Application of integrated binocular stereo vision measurement and wireless sensor system in athlete displacement test[J]. Alexandria Engineering Journal, 2021, 60(5): 4325-4335.
- [7]王洋, 颜昌翔, 胡春晖, 等. 非接触式扫描反射镜转角测量系统[J]. 光学精密工程, 2014, 22(04): 850-855.
- [8]尹仕斌, 任永杰, 刘涛, 等. 机器视觉技术在现代汽车制造中的应用综述[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 11-22.
- [9]Afzal M F U D, Javed A. Non-contact measurement of vibration modes of large cable-stayed bridge under ambient conditions: a convenient way of condition monitoring of bridges[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2024, 14(2): 339-353.
- [10]Yin R N, Jia R S, Cui Z, etc. Heart rate estimation based on face video under unstable illumination[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(8): 5388-5404.

- [11]白福忠, 王建新. 视觉测量技术基础[M]. 北京:电子工业出版社, 2013.
- [12]Tang P C, Lu S D. A Video Signal Processing Technique for Vibration Measurement of a Flexible Beam[J]. The International journal of robotics research, 1992, 11(6): 579-583.
- [13]Zhou J, Li H, Zhang L, etc. Vibration measurement with video processing based on alternating optimization of frequency and phase shifts[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-13.
- [14]Cheli F, Mazzoleni P, Pezzola M, etc. Vision-based measuring system for rider's pose estimation during motorcycle riding[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2013, 38(2): 399-410.
- [15]Feng D, Scarangelo T, Feng M Q, etc. Cable tension force estimate using novel noncontact vision-based sensor[J]. Measurement, 2017, 99: 44-52.
- [16]Ji Y F, Chang C C. Nontarget image-based technique for small cable vibration measurement[J]. Journal of Bridge Engineering, 2008, 13(1): 34-42.
- [17]Kim S W, Jeon B G, Kim N S, etc. Vision-based monitoring system for evaluating cable tensile forces on a cable-stayed bridge[J]. Structural Health Monitoring, 2013, 12(5-6): 440-456.
- [18]Karimirad F, Chauhan S, Shirinzadeh B. Vision-based force measurement using neural networks for biological cell microinjection[J]. Journal of Biomechanics, 2014, 47(5): 1157-1163.
- [19]Ishigami H, Tanaka S, Ueno A. Non-contact measurements of blink-associated electrooculogram using in-pillow cloth electrodes: potential application as a communication aid[C]//Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference, 2020: 4147-4150.
- [20]Ferdous K L, Khadiza T S, Khadiza T S, etc. Video based non-contact monitoring of respiratory rate and chest indrawing in children with pneumonia[J]. Physiological Measurement, 2021, 42(10): 113604.
- [21]Massaroni C, Presti D L, Formica D, etc. Non-contact monitoring of breathing pattern and respiratory rate via RGB signal measurement[J]. Sensors (Basel). 2019,

- 19(12): 2758.
- [22] Lee J J, Ho H N, Lee J H. A vision-based dynamic rotational angle measurement system for large civil structures[J]. *Sensors (Basel)*, 2012, 12(6): 7326-7336.
- [23] Wahbeh A M, Caffery J P, Masri S F. Direct measurement of displacements of vibrating structures through vision-based approach[J]. *Emirates Journal for Engineering Research*, 2004, 9(2): 105-110.
- [24] Feng D, Feng M Q. Vision-based multipoint displacement measurement for structural health monitoring[J]. *Structural Control and Health Monitoring*. 2015, 23(5): 876-890.
- [25] Xu Y, Brownjohn J, Kong D. A non-contact vision-based system for multipoint displacement monitoring in a cable-stayed footbridge[J]. *Structural Control & Health Monitoring*, 2018, 25(5): 2155.
- [26] 雷秀军. 高速视觉动态测量系统关键技术与应用研究[D]. 中国科学技术大学, 2016.
- [27] 江涛, 李媛, 贺晨龙. 基于轮廓角点检测的螺纹关键参数视觉测量方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(7): 54-61.
- [28] 黄荔生, 胡诚. 视觉测量技术在门式起重机轨道参数测量的应用分析[J]. *无损探伤*, 2022, 46(6): 46-48.
- [29] 姚鸿梁. 机器视觉测量技术在隧道结构试验中的应用研究[J]. *隧道与轨道交通*, 2022(02): 16-20+80.
- [30] 任国军, 杨学志, 臧宗迪, 等. 多种姿态下的人体呼吸率视觉检测[J]. *计算机系统应用*, 2022, 31(8): 252-258.
- [31] 刘今越, 刘浩, 贾晓辉, 等. 基于视觉的非接触呼吸频率自动检测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(02): 51-58.
- [32] 于潇宇. 高速视觉测量系统关键技术研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2014.
- [33] 刘金凤. 数码相机标定及相关技术的研究[D]. 重庆大学, 2011.
- [34] 胡占义, 吴福朝. 基于主动视觉摄像机标定方法[J]. *计算机学报*, 2002, 25(11): 8.
- [35] 王爱菊. 基于主动视觉的摄像机自标定[D]. 云南大学, 2010.

- [36]王靖韬, 侯振杰. 传统相机标定方式的自动标定方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(35): 205-208.
- [37]Li J, Liu Z. Efficient camera self-calibration method for remote sensing photogrammetry[J]. Optics Express, 2018, 26(11), 14213–14231.
- [38]郑逢杰, 余涛, 袁国体, 等. 相机几何标定方法综述[J]. 太原科技, 2010, (2): 72-73.
- [39]Xu X, Liu M, Peng S, etc. An In-Orbit Stereo Navigation Camera Self-Calibration Method for Planetary Rovers with Multiple Constraints[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 402.
- [40]张大山. 基于高速视觉的结构运动测量算法研究与应用[D]. 中国科学技术大学, 2017.
- [41]Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [42]Zhang Z Y. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 1999, 1: 666-673.
- [43]林冬梅, 张爱华, 王平, 等. 张氏标定法在双目视觉脉搏测量系统中的应用[J]. 兰州理工大学学报, 2016, 42(2): 78-85.
- [44]李晓飞. 基于视觉的船舶跟踪与三维定位技术研究与应用[D]. 广东工业大学, 2014.
- [45]郭鑫. 基于空间机械臂双目视觉测量的关键技术研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2019.
- [46]Yu W B, Xie J X, Wu X, etc. Research of improved Zhang's calibration method[C]//2017 Chinese Automation Congress (CAC), 2017: 1423-1427.
- [47]袁博. 微小运动放大技术研究概述[J]. 现代工业经济和信息化, 2016(18): 2.
- [48]Liu C, Torralba A, Freeman W T, etc. Motion magnification[J]. ACM transactions on graphics, 2005, 24(3): 519-526.
- [49]胡成涛. 基于运动放大方法的视觉振动测量方法研究[D]. 安徽农业大学, 2022.

- [50]王浩林. 基于相位运动放大和深度学习的结构振动测量方法研究[D]. 长安大学, 2022.
- [51]朱美意, 陈日东, 郑德智. 基于欧拉运动放大的微小振动测量技术综述[J]. 电子测量技术, 2023, 46(11): 90-98.
- [52]孔烜, 罗奎, 邓露, 等. 基于宽带相位运动放大与机器视觉的结构振动频率识别[J]. 土木工程学报, 2023, 56(10): 105-117.
- [53]Wadhwa N, Rubinstein M, Frédo D, etc. Phase-based video motion processing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1-10.
- [54]Wu H Y, Rubinstein M, Shih E, etc. Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(4): 1-8.
- [55]陈志康. 基于欧拉视频放大的微振动测量技术研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2021.
- [56]Portilla J, Simoncelli E P. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 49-70.
- [57]潘兵, 谢惠民, 续伯钦, 等. 数字图像相关中的亚像素位移定位算法进展[J]. 力学进展, 2005, (3): 345-352.
- [58]Chan S H, Vo D T, Nguyen T Q. Subpixel motion estimation without interpolation[C]//2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2010:722-725.
- [59]潘兵, 续伯钦, 陈丁, 等. 数字图像相关中亚像素位移测量的曲面拟合法[J]. 计量学报, 2005, 26(2): 128-134.
- [60]Chang C C, Ji Y F. Flexible videogrammetric technique for three-dimensional structural vibration measurement[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2007, 133(6): 656-664.
- [61]Helfrick M. 3D digital image correlation methods for full-field vibration measurement[J]. Noise & Vibration in Industry, 2012, 26(4): 24-25.
- [62]Cha Y J, Chen J G, Büyüköztürk O. Output-only computer vision based damage detection using phase-based optical flow and unscented Kalman filters[J]. Engineering Structures, 2017, 132: 300-313.

- [63]Brox T, Malik J. Large Displacement Optical Flow: Descriptor Matching in Variational Motion Estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011(3): 33.
- [64]王森, 杨克俭. 基于双线性插值的图像缩放算法的研究与实现[J]. 自动化技术与应用, 2008, 27(7): 44-45.
- [65]Idais H, Yasin M, Pasadas M, etc. Optimal knots allocation in the cubic and bicubic spline interpolation problems[C]//Mathematics and Computers in Simulation, 2019, 164: 131-145.
- [66]周晓平, 柳朝阳. 插值型三次样条及保形插值曲线曲面[J]. 数值计算与计算机应用, 2017, 38(1): 49-58.
- [67]吴金明, 张雨, 张晓磊, 胡倩倩. 积分值五次样条拟插值[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(5): 801-807.
- [68]Ciesielski M. Numerical algorithms for approximation of fractional integrals and derivatives based on quintic spline interpolation[J]. Symmetry, 2024, 16(2): 252.
- [69]Canny J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [70]贺桂娇. 几种经典的图像边缘检测算子分析比较[J]. 计算机光盘软件与应用, 2014, 17(9): 182-183.
- [71]Wu J, Ding H, Wang G Z, etc. The frequency features and application of edge detection differential operators in medical image[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2005, 22(1): 82-85.
- [72]花兴艳, 叶剑锋. 图像目标边缘形态检测方法研究[J]. 电子设计工程, 2014, 22(10): 53-56.
- [73]Zhao D, Yang L, Wu X, etc. An improved roberts edge detection algorithm based on mean filter and wavelet denoising[C]//Advances in Information Technology and Industry Applications, 2012, 136: 299-305.
- [74]Rahmawati S, Devita R, Zain R H, etc. Prewitt and Canny methods on inversion image edge detection: an evaluation[C]//Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1933(1): 18.
- [75]Peng-O T, Chaikan P. High performance and energy efficient sobel edge

- detection[J]. Microprocessors and Microsystems, 2021, 87: 104368.
- [76]Kong W, Chen J, Song Y, etc. Sobel edge detection algorithm with adaptive threshold based on improved genetic algorithm for image processing[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2023, 14(2), 557-562.
- [77]张昂, 黄立勤. 基于机器视觉的导盲杖辅助识别系统设计[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2019, 36(6): 63-67.
- [78]Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 7464-7475.
- [79]Zhu X, Lyu S, Wang X, etc. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured Scenarios[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 2021, 2778-2788.
- [80]向东, 贡建兵. 变形序列小波消噪最佳分解尺度量化指标的确定[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(4): 467-470.
- [81]米翰宁, 王昕, 任广振, 等. 自适应小波阈值去噪算法用于局部放电白噪声去噪[J]. 高压电器, 2021, 57(6): 94-101.
- [82]Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness by wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 90(432): 1200-1224.
- [83]Donoho D L, Lain M J. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [84]赵月静, 刘晓鹏, 张睿等. 改进阈值小波去噪方法与机床冲孔声音信号处理中的应用[J]. 机床与液压, 2020, 48(9): 172-175.
- [85]于向洋, 罗志增. 基于小波系数非线性连续函数衰减的脑电信号去噪[J]. 计量学报, 2017, 38(6): 754-757.
- [86]Wang W K, Chen C, Yao W X, etc. Synchrophasor data compression under disturbance conditions via cross-entropy-based singular value decomposition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(4): 2716-2726.

- [87]江志农, 魏东海, 张进杰, 等. 基于VMD和SVD的柴油机气门间隙异常特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(16): 23-30.
- [88]Zhen L, Li W G, Zhao X Z. Feature frequency extraction based on singular value decomposition and its application on rotor faults diagnosis[J]. Journal of Vibration and Control, 2019, 25(6): 1246-1262.
- [89]杜颖, 李宏, 刘庆强, 等. PSO-VMD-SVD的改进去噪方法研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2021, 39(2): 142-151.
- [90]Zhang X, Tang J, Zhang M, etc. Noise subspaces subtraction in SVD based on the difference of variance values[J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(7): 4852-4861.

攻读学位期间发表的学术论文与取得的研究成果

投稿的论文:

- [1] **Chu D T**, Liu B Y, Wan G Y, Qi J J, and Wan L F. Research on Denoising Method Based on Iterative SVD Decomposition[C]. 2023 China Automation Congress (CAC), 2023, 1142-1147.
- [2] **Chu D T**, Liu B Y, Wan G Y, Qi J J, and Wan L F. Respiratory Rate Measurement Method Based on Singular Value Decomposition[C]. 2023 China Automation Congress (CAC), 2023, 304-309.
- [3] 褚冬亭, 刘丙友, 齐晶晶, 孔科研. 基于改进边缘信息的ZNCC位移提取算法研究[J]. 电子测量技术(第8期), 2024. (录用未发表)

申请的专利:

- [1] 一种基于改进型YOLOV7的安全帽佩戴情况检测方法及系统. 中国发明专利. 申请号: 202311219698.1 (实审, 二作, 导师一作)

致谢

在安徽工程大学完成硕士学业的三年里，我所进行的学习和研究工作，都是在导师以及其他系的老师和同学们的指导和帮助下完成的。在完成毕业论文之际，请容我对他们表达诚挚的谢意。

我要由衷地感谢我的导师刘丙友，在整个硕士研究期间，他的专业指导和无私奉献让我受益匪浅。感谢您在我整个研究生阶段给予的耐心指导和无私帮助。您的学识和洞察力不仅拓宽了我的学术视野，也让我受益匪浅。特别感谢您在我论文撰写过程中提供的宝贵意见和详细修改。您的严格要求和细心指导使我在学术研究上不断进步，您的支持和鼓励更让我在困难时刻坚持下来。感谢您在我迷茫时提供的指引和建议，使我能够在研究方向上做出正确的选择。您不仅是我学术上的导师，更是我人生道路上的一盏明灯。感谢您一直以来的悉心教导和耐心陪伴，您对科研的严谨态度和对学生的关爱让我深受感动。能够在您的指导下完成这篇论文，我感到无比荣幸和感激。最后，感谢您在我研究生期间的悉心培养和殷切关怀。您的教诲将永远铭刻在我的心中，并将持续激励我在未来的学术道路上不断前行。

感谢在我求学路上给予帮助和指导的王力超老师、万国扬老师、陶亮老师，您们都曾在课题组指导过我，其渊博的学识，一针见血的见地，都让我受益匪浅，为我学术道路拨开了云雾。在研究生的三年里，一直不断地教导我，虽不是我的导师，却也如导师般待我，他们那对工作的热情一直都值得我学习。

感谢师兄陈海峰、朱国武、王超、吴贞犇，师姐俞苏苏，感谢你们在我研究生期间给予了无私的帮助和指导。在我遇到困难时总是及时伸出援手，无论是解答学术问题，还是分享宝贵的科研经验，让我受益良多。感谢所有的师兄师姐们，你们的支持和帮助让我在研究生阶段得以顺利成长，让我在学术道路上少走了许多弯路。在我最需要的时候，你们的陪伴和帮助让我倍感温暖和力量。感谢你们在我研究生生活中的每一个关键时刻给予的支持和鼓励，你们不仅是我的学术前辈，更是我学习和生活中的良师益友。感谢我的同门周星源、代浩文、陈邱卓、章东旭，感谢你们在我研究生期间给予的无私帮助和支持。我们一起度过了无数个日夜，讨论课题、分享心得、共同面对科研中的各种挑战。你们的陪伴和合作

不仅使我的研究工作更加顺利，也让我的研究生生活更加丰富多彩。感谢我的师弟林腾飞、包俊涛、曹圣学、陈旺旺、吴纪强、赵宇涵、陶晓军、蒋述，感谢你们的合作和支持，一起走过了这段愉快而难忘的岁月。你们的友谊和鼓励让我在面对困难时更加坚强。无论是学术上的探讨，还是生活中的关心，你们的存在让我倍感温暖。

感谢我的室友韩芬、李雅莉、陶秀文，你们的陪伴和支持让我在学术道路上更加坚强和自信，在我最忙碌的时刻提供的理解和帮助让我度过了许多难关。你们不仅在生活上给予了我极大的便利和支持，也在精神上给予了我无尽的鼓励和温暖。与你们共同度过的每一天都是我研究生生活中最宝贵的回忆。

我还要感谢我的父母，是您们一直陪伴着我的成长，是您们一直为我遮风挡雨，是您们的殷切希望和关怀鼓舞着我不断前进，对您们的感激之情是无法用言语能够表达的，您们护我成人，我也将用一生报答。感谢你们对我一贯的支持和鼓励，感谢我的家人对我的信任、理解和包容，您们是我求学路上最坚实的后盾。

最后，我要再次向所有在我研究生阶段给予我帮助和支持的人们致以最诚挚的谢意。感谢我的导师、家人、朋友和同学们，你们的鼓励和支持让我得以顺利完成这段学术旅程。感谢那些在科研过程中给予我指导和帮助的每一个人，你们的贡献是无价的。