

分类号: TP391.41

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2210330104

题 目 基于高速视觉的非接触测量方法
研究与应用

题 目 Research And Application Of Non-Contact
Measurement Method Based On
High-Speed Vision

学生姓名: 周星源

指导教师: 刘丙友 教授

校外导师: 朱标 高级工程师

专 业: 电子信息

研究方向: 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：周星源

日期：2024 年 5 月 26 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：周星源

指导教师签名：王波

日期：2024 年 5 月 26 日

日期：2024 年 5 月 26 日

基于高速视觉的非接触测量方法研究与应用

摘要

在现代工程技术领域，测量技术是其核心支柱之一，它的精确性与效率不仅反映了一个国家科技水平的高低，也直接关系到工程设计和监测技术的发展进步。随着数字成像与图像处理技术的迅猛进步，特别是在图像传感器的成像质量与处理效率方面的显著增强，以及机器视觉和深度学习等先进分析算法的应用，使得图像信息处理变得更为高效和多样化。在这些技术推动下，基于高速视觉的非接触测量技术应运而生，并迅速成为研究和应用的热点。

本文将聚焦于基于高速视觉的非接触测量方法，深入探讨高速视觉非接触测量系统的硬件架构设计和位移信息提取算法，并针对不同测量环境中的结构动态特性，提出了一系列有效的测量方法。旨在实现对结构动态特性精确、快速的测量。具体工作内容如下：

（1）针对传统算法处理速度无法满足实时性要求，提出使用 Harris 评价准则代替原始 ORB 算法中的非极大值抑制方法，并通过稀疏光流法对提取到的特征点的进行追踪的改进 ORB 算法。以悬臂梁模型为对象进行实验，实验结果表明，提出的方法在测量结果上与理论计算结果相近，最大误差仅为 0.75%，运行速度上较传统算法提高约 33.22%。

（2）针对无人工标记物环境提出基于奇异值分解（SVD）的模

板匹配方法，并针对 SVD 方法在测量过程中易受噪声影响的问题，提出结合 SVD 和小波去噪的非接触测量方法，通过改进小波去噪函数对非接触测量的结果进行去噪。通过呼吸时人体胸腔结构动态特性测量实验，验证了改进方法在无人工标记物环境下的适用性，以及对噪声有更好的抑制效果。

(3) 针对深度学习算法在泛化能力上的优势，特别是在复杂背景环境下的应用潜力。引入 YOLOv5 算法，应用于复杂环境下的结构动态特性的非接触测量。针对 YOLOv5 在少目标任务中结构复杂，计算量大等问题。提出采用 ShuffleNetV2 作为骨干网络，优化模型参数和速度，结合 ECA 机制增强特征提取。同时，使用 GS-Conv 和 VoV-GSCSP 模块改进颈部网络和 C3 模块，强化特征传递。采用 CARAFE 算子实现轻量化上采样，降低参数和计算量，提高效率。模拟桥梁振动实验结果表明，改进算法在精度和速度上分别提升 0.71% 和 4.8FPS。

最后通过不同实验环境下的模拟桥梁高频振动测量实验，验证了所提一系列算法在高频振动测量领域的可行性，并评估不同算法在不同环境下的适用性。为结构动态特性测量领域的研究和应用提供了有益的参考，为选择合适的算法提供了指导，并为未来相关研究提供了新的思路 and 方向。

关键词：高速视觉，非接触测量，特征点检测，奇异值分解，YOLOv5，高频振动

RESEARCH AND APPLICATION OF NON-CONTACT MEASUREMENT METHOD BASED ON HIGH-SPEED VISION

ABSTRACT

In the field of modern engineering technology, measurement technology is one of its core pillars, and its accuracy and efficiency not only reflect the level of a country's science and technology, but also directly relate to the development and progress of engineering design and monitoring technology. With the rapid progress of digital imaging and image processing technology, especially in the image sensor imaging quality and processing efficiency of the significant enhancement, as well as machine vision and deep learning and other advanced analytical algorithms, making the image information processing has become more efficient and diverse. Driven by these technologies, non-contact measurement techniques based on high-speed vision have emerged and rapidly become a hot spot for research and application.

In this paper, we will focus on the non-contact measurement method based on high-speed vision, discuss the hardware architecture design and displacement information extraction algorithm of the high-speed vision non-contact measurement system in depth, and propose a series of

effective measurement methods for the dynamic characteristics of structures in different measurement environments. It aims to realize accurate and fast measurement of structural dynamic characteristics. The specific work is as follows:

(1) In view of the fact that the processing speed of traditional algorithms cannot meet the real-time requirements, we propose to use the Harris evaluation criterion to replace the non-maximum value suppression method in the original ORB algorithm, and to track the extracted feature points by the sparse optical flow method to improve the ORB algorithm. Experiments are carried out with the cantilever beam model, and the experimental results show that the proposed method is similar to the theoretical calculation results in terms of measurement results, with a maximum error of only 0.75%, and the operation speed is improved by about 33.22% compared with the traditional algorithm.

(2) A template matching method based on singular value decomposition (SVD) is proposed for the environment without artificial markers, and a non-contact measurement method combining SVD and wavelet denoising is proposed for the problem that the SVD method is susceptible to noise during the measurement process, and the results of the non-contact measurements are denoised through the improvement of the wavelet denoising function. The applicability of the improved method in the environment without artificial markers, as well as the better

suppression effect on noise, is verified through the experiments of measuring the dynamic characteristics of the human thoracic structure during respiration.

(3) Aiming at the advantages of deep learning algorithms in generalization ability, especially the application potential in complex background environment. The YOLOv5 algorithm is introduced and applied to non-contact measurement of structural dynamic properties in complex environments. Aiming at the problems of YOLOv5 such as complex structure and large computation in the task of fewer targets. It is proposed to use ShuffleNetV2 as the backbone network to optimize the model parameters and speed, and to enhance the feature extraction by combining the ECA mechanism. Meanwhile, the GS-Conv and VoV-GSCSP modules are used to improve the neck network and the C3 module to enhance feature transfer. CARAFE operator is used to realize lightweight upsampling, reduce parameters and computation, and improve efficiency. The experimental results of simulated bridge vibration show that the improved algorithm improves the accuracy and speed by 0.71% and 4.8 FPS, respectively.

Finally, the feasibility of the proposed series of algorithms in the field of high-frequency vibration measurement is verified by simulated bridge high-frequency vibration measurement experiments in different experimental environments, and the applicability of different algorithms

in different environments is evaluated. It provides a useful reference for the research and application in the field of structural dynamic characteristic measurement, guides the selection of suitable algorithms, and provides new ideas and directions for future related research.

KEY WORDS: high-speed vision, non-contact measurement, feature point detection, singular value decomposition, YOLOv5, high-frequency vibration

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
目录	VII
第 1 章 绪论	1
1.1 高速视觉非接触测量背景与意义	1
1.1.1 结构动态特性的测量	1
1.1.2 高速视觉非接触测量的研究意义	2
1.2 高速视觉非接触测量国内外研究现状	3
1.2.1 基于传统图像处理算法的高速视觉非接触测量研究现状	3
1.2.2 基于深度学习的高速视觉非接触测量研究现状	6
1.3 研究内容与技术路线	7
1.4 本章小结	8
第 2 章 基于高速视觉的非接触测量系统的设计	9
2.1 引言	9
2.2 基于高速视觉的非接触测量系统的组成	9
2.2.1 高速相机	10
2.2.2 光学镜头	12
2.2.3 辅助拍摄系统	12
2.2.4 算法处理平台	13
2.3 基于高速视觉的非接触测量原理	14
2.3.1 相机成像原理	14
2.3.2 张氏标定法	16
2.4 基于高速视觉的非接触测量系统测量流程	20
2.4.1 基于高速视觉的非接触测量的基本步骤	20
2.4.2 基于高速视觉的非接触测量应用效果	21
2.5 本章小结	23
第 3 章 基于传统图像算法的高速视觉非接触测量方法研究	24

3.1 引言	24
3.2 基于改进 ORB 算法的高速视觉非接触测量方法	24
3.2.1 ORB 算法	24
3.2.2 稀疏光流算法	26
3.2.3 改进 ORB 算法	27
3.2.4 实验验证	29
3.3 结合奇异值分解和小波去噪的高速视觉非接触测量方法	33
3.3.1 基于奇异值分解的非接触测量算法	34
3.3.2 改进小波去噪方法	35
3.3.3 实验验证	37
3.4 本章小结	39
第 4 章 基于深度学习的高速视觉非接触测量方法研究	40
4.1 引言	40
4.2 YOLOv5 算法概述	40
4.2.1 YOLO 算法	40
4.2.2 YOLOv5 算法原理	41
4.3 改进 YOLOv5 算法	46
4.3.1 改进骨干网络	47
4.3.2 改进颈部网络	48
4.4 图像数据训练	51
4.5 实验验证	52
4.5.1 消融实验及结果	54
4.5.2 对比实验及结果	55
4.6 本章小结	57
第 5 章 高频振动实验与验证	58
5.1 引言	58
5.2 运动放大理论	58
5.3 高频振动实验	60
5.4 本章小结	65

第 6 章 总结与展望	66
6.1 全文总结	66
6.2 后续研究与展望	67
参考文献	68
攻读学位期间发表的学术论文与取得的科研成果	74
致谢	75

第 1 章 绪论

1.1 高速视觉非接触测量背景与意义

1.1.1 结构动态特性的测量

结构的动态特性指的是结构体在受到外部激励时所表现出的动态响应行为包括振动过程中的自然频率、振幅响应以及模态形态等方面。这些特征对于判定工程结构在动态负荷作用下的稳定性和耐用性具有决定性意义。国家也在“十四五”规划和“科技创新 2030-重大项目”中将结构安全与健康检测技术定为重点研究领域之一。

动态特性的检测与评估在多个领域都有广泛应用，包括建筑结构在地震或风荷载影响下的振动反应分析，桥梁在交通载荷作用下的动态表现，机械设备运行过程中的振动响应，道路、铁路、轨道交通设施在交通运输过程中的振动响应等。若结构动态特性设计存在缺陷或隐患，当受到外力作用时，可能会对设备的正常运行造成重大影响，最严重的情况下，甚至可能会导致结构的倒塌故障，引发严重事故灾难，造成人员伤亡和财产损失。如图 1-1(a)所示，塔科马海峡吊桥在强风中发生共振，导致桥梁结构发生剧烈摇摆，最终导致桥梁崩塌。如图 1-1(b)所示，B-1B 轰炸机的发动机受到沙石腐蚀，导致在飞行过程中发生了叶片断裂的情况，使得叶片的自然振动频率发生了变化，从而引发了卡环折断，导致同一级的叶片被轮盘甩出，最终导致了发动机失火事件。



(a)塔科马海峡吊桥坍塌



(b)B-1B 轰炸机发动机失火

图 1-1 结构动态特性变化引发的事故

结构的动态响应主要以振动的形态表现出来。因此，测量并监测振动对于确

保工程结构在运行时保持稳定的工作状态和良好的健康状况至关重要。围绕振动测量方法展开的科学研究已经成为当前工程测量领域重要的研究方向。现行的振动测量方法按照测量过程中是否直接接触被测结构分为接触式和非接触式两大类。其中接触式方法通常涉及将加速度计^[1]、线性可变差动变压器 (Linear Variable Displacement Transducer, LVDT)^[2]、应变型位移传感器 (Strain Displacement Sensors, STDS) 等传感器安置在被测结构上, 以记录被测结构的振动。这些方法的优势在于其高灵敏度、宽广的频率响应和动态范围。然而它们也面临着易受电磁干扰、部分场景安装困难、布线复杂等问题。更重要的是, 接触式方法需要将传感器固定在结构表面, 可能会对被测结构本身造成微小损伤, 进而影响数据的准确性。相较之下, 非接触式测量方法克服了电磁场、温度场等环境因素的影响, 常见的非接触式测量方法包括 GPS 定位方法^[3]、多普勒方法^[4]和视觉图像方法^[5-7]等, 但前两种方法由于价格高昂、结构复杂、效益较低, 在实际工程中很难得到普遍应用。

近年来, 随着高速摄像机以及计算机硬件的发展, 图像处理方法因其成本效益和技术的进步, 日益受到业界的重视, 并在结构动态特性测量领域显现出广阔的应用前景。

1.1.2 高速视觉非接触测量的研究意义

非接触式测量技术能够在不与测量目标物理接触的情况下, 实现对其位置、形态及运动状态的测定, 这一特点使其受到国内外研究者的广泛关注。随着视觉传感器技术和图像处理技术的飞速进步, 视觉测量技术日趋成熟, 逐渐成为一种受欢迎的非接触式测量手段。作为一种非接触测量技术, 视觉测量不依赖额外的激光源或光学辅助设备, 仅通过摄像设备捕获图像并进行分析, 即可实现精确测量。此外, 视觉测量方法具备同时对被测结构一个面上的多个点进行测量的能力, 这是传统接触式和一些非接触式测量方法无法比拟的。与传统的接触式测量和其他非接触式测量手段相比, 基于视觉的测量技术具备以下优点:

(1) 非接触: 测量过程中不会接触被测对象, 避免了对被测对象的干扰和损伤, 能够更准确地反应被测对象当前的状态, 特别适用于对敏感或脆弱物体的测量。

(2) 精度高: 随着视觉技术的发展, 现代视觉系统具有越来越高的分辨率

和精度，可以实现对细微特征和小尺寸物体的精确测量。

(3) 环境适应性强：视觉测量相对于传统传感器测量而言，不易受到强磁场的影响。加之摄像机拍摄距离的可调节性，使得视觉测量能在恶劣的环境条件下正常工作，且能持续进行目标的测量与监控。

(4) 测量范围广：传统传感器测量范围小，通常一个传感器只能检测一个位置的结构动态特性变化，而视觉测量方法仅需通过一台相机就能够同时实现多个位置结构动态特性变化的监测。

得益于这些显著的优点，视觉测量技术正在快速进步。在硬件层面，摄像设备的拍摄速度与分辨率持续提升，预示着其有潜力逐步取代传统的接触式测量技术。软件层面，随着各种高级数字图像处理算法和人工智能技术的涌现，基于高速视觉的非接触测量系统已能够实现对结构动态特性的实时或近实时测试分析。据此，本文提出的基于高速视觉的非接触测量系统，能够对工程结构和机械设备进行非接触且高精度的动态响应测量，这对于实际应用和学术研究都具有至关重要的价值和意义。

1.2 高速视觉非接触测量国内外研究现状

自上个世纪 80 年代以来，视觉测量技术一直都是非常活跃的研究领域，并已从实验室研究逐渐转向工业实践，作为一种尖端的测量方法，视觉检测技术已经在多个领域获得广泛运用，包括：工业产品检测^[8-10]、结构健康监测^[11-13]、人体运动学分析^[14,15]以及极端环境中的应用。常用的视觉测量方法包括：基于特征点方法的视觉测量方法、基于模板匹配的视觉测量方法和基于深度学习的视觉测量方法等。

1.2.1 基于传统图像处理算法的高速视觉非接触测量研究现状

传统图像处理算法主要包括：特征点检测、匹配与追踪，模板匹配，光流追踪，颜色匹配等方法。在基于高速视觉的非接触测量中具有稳定性强、计算效率高等特点，也是视觉非接触测量领域最常用的测量方法。

1996 年，Corten^[16]通过在叶片布置大量标记点，首次成功应用特征点方法对正在运行中的风力机的结构动态特性进行测量。

1999 年，Olaszek 等^[17]首次提出将特征点跟踪技术应用于铁路高架桥的动态

响应测量,通过对铁路桥上的标记点进行检测和分析,验证了这种方法的实用性,并得出相机距离会影响视觉非接触测量精度的结论。

2002 年, Foroosh^[18]通过下采样图像相位相关性的解析表达式,为亚像素平移估计提供了闭式解,用于详细的误差分析。对不同性质和不同光谱波段的图像进行亚像素平移估计取得了优异的结果。

2005 年, 张国栋^[19]在待测结构上安装了视觉靶标, 并采用帧间连续追踪的方法来捕获目标的特征, 从而绘制出结构的振动位移曲线。完成了国内首次视觉非接触测量。

2006 年, 潘兵等^[20]通过对 3 种常见的亚像素位移配准算法进行研究, 得出迭代空间域互相关算法 (Newton-Raphson) 在实验力学中的全场位移和应变测量中的效果最佳。

2008 年, Lee 等^[21-24]利用消费级相机和望远镜相结合的装置, 构建了一套视觉测量系统, 通过在大型桥梁上粘贴特制的标签, 成功的远距离监测了在行人和行驶货车通行激励下钢板桥和开口箱桥的振动位移响应。所得数据与接触式传感器数据最大误差小于 3%, 展现出该技术的准确性。

2013 年, 叶肖伟^[25,26]等通过平均位移跟踪 (MST)、彩色模式匹配 (CPM) 和灰度模式匹配 (GPM) 三种图像处理算法对结构动态响应测量方法进行研究。并在钢框架模型的振动试验中进行验证。分析结果表现出优异的性能。

2014 年, Kim^[27]在缆索上设置了若干个标志点, 并使用消费级相机记录缆索振动过程中的视频。通过采用多模板匹配算法, 成功实现了对缆绳振动的测量, 并据此分析得出缆绳的模态特性数据。

2015 年, Ehrhart 等^[28]利用图像处理技术优化结构表面图案和人工标志物的形状特征, 通过形状特征实现人行天桥固有频率的测量。

2016 年, 张大山等^[29]提出一种结合修正泰勒估计和亚像素定位技术的方法, 用以精细提取亚像素级别的位移数据; 郭杰等^[30]对 Lucas-Kanade 反向组合算法进行取整简化, 提出一种适用于大型结构动态特性测量。

2017 年, Khuc^[31]采用 SIFT 特征点和描述子取代经典特征目标实现对一座高架桥在列车荷载下的位移监测, 有效避免了放置特征目标的复杂流程。此外, Khuc 等^[32]还改进了 Harris 角点检测方法获取更加精确的亚像素特征点, 并运用

FREAK 描述符进行特征点匹配,最终通过计算平均值来确定目标的亚像素位移,从而将测量的精度提高至亚像素水平。

2018 年, Dong 等^[33]利用图像的灰度特征对钢梁结构进行了多点同步测量,能够准确且稳定地完成结构动态响应的检测和模态参数的识别,将单点检测拓展到多点同步检测;周颖等^[34]采用特征点匹配与光流跟踪相结合的方法,对振动台实验中的结构模型进行位移跟踪,通过分析所测得的位移信息,对结构的动态特性进行了精确的判定; Aoyama 等^[35]结合运动放大、离散质心搜索法和动态模态分解方法,对高架桥上的灯杆进行视觉非接触测量,分析出灯杆的结构动态特性,实现了非接触式远距离测量中准确提取多模态振动特征。

2019 年, 胡启军^[36]采用 ORB 特征点和描述子对 BRT 高架桥在不中断交通情况下的结构振动进行了监测,并通过比例因子计算方法,有效减小了视觉测量的误差。

2020 年, Kim 等^[37]将特征匹配与异常检测相结合,用于纠正监测过程中由于相机抖动产生的误差;王力超等^[38]在悬臂梁模型上间隔添加标记,采用 FAST 角点和光流追踪方法监测悬臂梁模型的振动过程,分析得出悬臂梁模型的前三阶振动频率。

2021 年, Kromainis 等^[39]利用多个相机在不同位置、不同视野对桥梁状态进行评估。当结构受到载荷作用时,任一相机都可以通过识别特征,跟踪目标的运动,进而获取桥梁结构动态响应参数。

2022 年, Wu 等^[40]提出一种基于降采样相关计算的改进模板匹配算法,并通过在相机上放置加速度计,消除相机振动对结果的影响,并在一座钢-混凝土结构连续桥梁和一座斜拉桥进行实验。

2023 年, 杜永峰等^[41]采用 Shi-Tomasi 角点检测算法与尺度不变特征变换 (SIFT) 算法相结合,实现左右两幅图像特征点的立体匹配,并在五层框架模型的振动台实验中进行应用,测得模拟地震作用下结构的三维位移监测。

尽管基于视觉方法的非接触测量方法在结构动态特性测量中已成功应用近 30 年,但至今仍然存在一些问题,成为制约基于视觉方法非接触测量的瓶颈。如:在基于特征点方法的研究中,有关如何确定测量过程中特征点数量区间的研究至今仍很缺乏;在基于模版匹配方法的研究中,虽然已有很多学者将精度提高

到亚像素级,但大多研究中,亚像素精度只是一种理论推测精度,在实际应用中,由于测量设备本身及外部环境噪声的干扰,估算亚像素级位移时经常会出现较为显著的误差^[42]。

1.2.2 基于深度学习的高速视觉非接触测量研究现状

近年来,深度学习技术在计算机视觉领域的广泛应用极大地优化了目标检测和追踪的能力。基于深度学习的算法在准确度上已逐步超越传统检测与追踪方法,成为目前学术界目标检测与追踪研究的热点方向^[43]。

2021 年, Shao 等^[44], 提出了一种不依赖与目标标记的三维振动测量技术, 该技术利用深度学习进行特征点的识别与匹配, 结合相机标定和三角测量方法进行三维重建。并在悬臂梁三维振动测量实验中, 验证了该系统的准确性。

2022 年, 党育等^[45]先用 YOLOv5 算法自动识别和定位标靶, 再对 YOLOv5 的目标框放大并对目标框内的图像进行特征识别和提取, 二次精确定位标靶。通过对隔振支座的动态位移测量, 证明了这种方法可以更精确地对标靶进行定位。

2023 年, Pan 等^[46]提出 YOLOv3-tiny-KLT 方法将 YOLOv3-tiny 和 Kanade-Lucas-Tomasi 两种算法相结合, 由 Kanade-Lucas-Tomasi 算法进行监测, 通过 YOLOv3-tiny 算法在 KLT 跟踪丢失时提供监测。实验结果较 YOLOv3-tiny 算法精度更高, 对环境变化的鲁棒性更强。

同年, 昆明理工大学王森团队在基于深度学习算法的非接触测量领域开展了大量的研究。Zhu 等^[47]设计了一种基于编码器-解码器架构的多尺度结构去糊网络 (MSDNET), 并使用超分辨率图像重建方法保留底层图像特征信息, 最后通过 YOLOv5 算法完成结构体振动位移的测量; Wang 等^[48]提出一种基于金字塔和可变卷积的视频超分辨率网络框架, 并在高速转子图像数据集上实验, 所提方法的峰值信噪比有所提高, 计算时间下降 41.5%, 模型尺寸缩短了 9.1%; Lin 等^[49]基于深度卷积神经网络 (CNN), 提出一种新的多尺度特征提取和融合的高精度位移测量算法, 以解决现有神经网络测量不准确的问题。并通过桥梁模型实验验证了该方法的适应性和可靠性。

尽管基于深度学习的目标检测与追踪技术在准确性上取得了显著进步, 但其依赖于大规模数据集的预先训练, 这些数据集通常需要人工标注。此外, 深度学习模型因规模庞大而导致处理速度较慢, 使用这种方法进行检测与追踪不仅耗时

长,还需要额外的时间进行后期处理。由于其检测与追踪结果往往停留在像素级别,对于那些需要亚像素级别位移测量精度的场合,深度学习检测与追踪技术的适用性受到限制。目前,在工程领域中,基于视觉的结构位移测量普遍使用传统的目标检测与追踪技术,基于深度学习的方法则相对较少。但随着深度学习技术的持续进步和硬件性能的提升,预计深度学习在结构位移监测方面的应用将逐渐增多。

1.3 研究内容与技术路线

本文针对高速视觉非测量方法展开相关研究,根据不同的应用场景,提出了三种改进后的高速视觉非接触测量方法,这些方法针对原始算法在效率、测量精度及抗干扰性能方面进行了改进,并通过相应的振动测量试验验证了算法的有效性,主要内容安排如图 1-2 所示:

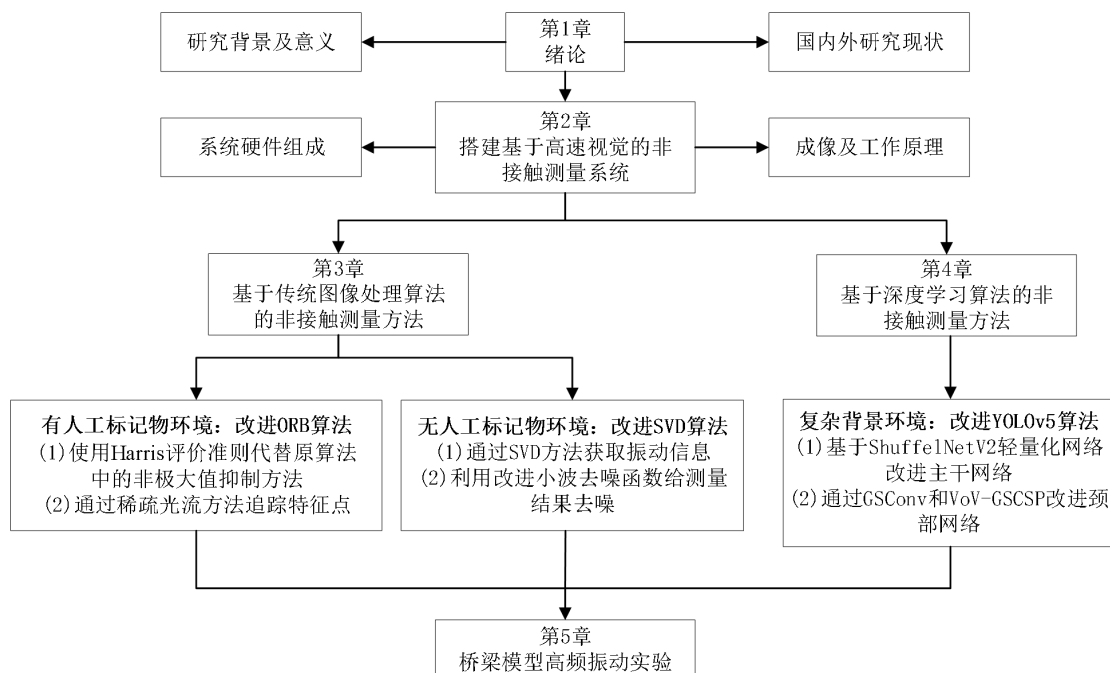


图 1-2 论文组织结构图

第一章着重阐述了结构动态特性测量的研究背景及其重要性,特别是高速视觉非接触测量技术的科研价值。通过对国内外相关文献的梳理,展示了该领域的发展脉络,探讨了潜在的发展方向,最后概述了本论文各章节的内容布局。

第二章研究重点转向基于高速视觉的非接触测量系统,详细描述了系统的硬件构成及各部件的作用。对相机成像的基础理论进行了概述,并简要阐释与推导

了张氏标定法。最后介绍了基于高速视觉的非接触测量算法的操作流程，并通过音叉实验证明了该系统的可行性，展现了高速相机在非接触测量中的优势。

第三章主要探讨了两种传统图像处理方法在动态结构特性测量中的应用，分别针对特征点匹配算法精度低，运算速率慢等问题，提出一种改进 ORB 算法，该算法在保证精度的前提下，大幅提高了运算速率；针对奇异值分解（SVD）方法对噪声敏感等问题，改进了一种基于阈值函数的小波去噪算法，并将改进小波去噪方法与 SVD 方法相结合，该算法能够有效降低 SVD 算法提取结构动态特性参数时噪声的干扰。

第四章引入了近年来最为流行的深度学习方法，将 YOLOv5s 算法应用到高速视觉非接触测量算法研究中。针对 YOLOv5s 算法在非接触测量中，运算时间较长的问题，引入 ShuffleNetV2 轻量化网络替换骨干网络，提升计算速度，并结合 ECA 注意力机制，增强特征提取。采用 GSConv 和 VoV-GSCSP 增强特征传递，采用 CARAFE 实现轻量化上采样。改进后的算法在保证精度的前提下，缩短了算法处理所用的时间。

第五章将本文所提一系列算法应用到高频情况下，并通过设置不同实验环境，评估各算法在不同环境中的适用性。为结构动态特性测量领域的研究和应用提供了有益的参考，为选择合适的算法提供了指导，并为未来相关研究提供了新的思路 and 方向。

第六章总结了文章的主要内容，明确了研究成果与存在的局限，同时对该研究领域未来的发展提供了一些建议。

1.4 本章小结

本章首先介绍了视觉测量技术在工程应用中的研究背景及其重要性，明确地指出视觉测量技术相较于传统接触测量和一般非接触测量的显著优势。然后，系统地回顾了国内外在高速视觉非接触测量领域的研究进展，并深入分析了高速视觉非接触测量技术的研究热点及其发展趋势。最后，对全文的结构布局和各个章节的主要内容作了扼要的总结。

第 2 章 基于高速视觉的非接触测量系统的设计

2.1 引言

基于视觉方法的非接触式测量技术是以计算机视觉技术为基础,以所拍摄视频图像为对象,通过图像处理、模式识别、深度学习等方法,对被测物体进行非接触测量的一个过程。但在大多数情况下,拍摄过程都伴随着快速的状态变化和短暂的发生时间等问题,导致传统的消费级相机难以达到采集需求,无法得到目标物体的全部有用信息。高速相机拥有更高的采集速率、更快的计算速度,可以对高速运动及快速变化的物体进行全面快速的跟踪。并因其高精度和强可靠性的特点,在工程结构测量领域得到了广泛应用。

本章主要介绍了基于高速视觉的非接触测量系统的硬件组成并简单介绍了该系统的成像原理和标定以及高速视觉非接触测量的基本操作流程。通过实验分析了高速视觉非接触测量系统在结构动态特性测量中的可行性和优势。

2.2 基于高速视觉的非接触测量系统的组成

典型的高速视觉非接触测量系统的基本构成如图 2-1 所示,主要包括:高速相机、算法处理平台、防震台、照明设备和被测量对象等。

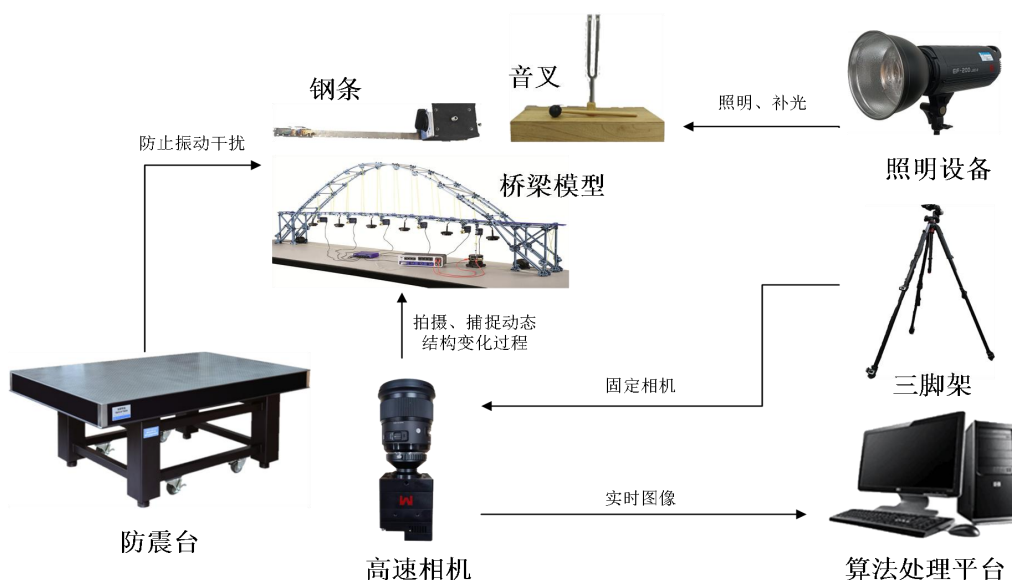


图 2-1 高速视觉非接触测量系统基本构成

上述系统的基本操作流程可以描述为:采用 24V 直流电源对高速摄像机供

电，通过三脚架将其牢固定位，并调节高速相机至最佳拍摄高度与角度。照明设备接入 12V 直流电源，通过调整其位置及光照强度，以增强所采集图像的对比度与亮度。在上述设备的协助下，利用标定完成的高速相机对被测对象进行视频采样，采集到的视频数据经由高速数据采集卡传送至计算机的随机存取存储器（RAM），随后保存至硬盘中，以便进行后续的振动测量算法分析。接下来，将分别详细介绍组成高速视觉非接触测量系统的各个硬件部件。

2.2.1 高速相机

高速相机作为高速视觉非接触测量系统的核心部件，由光学镜头、图像传感器以及图像采集卡构成。图像传感器负责将光学镜头收集的光信息转换为电信号，然后通过图像采集卡对这些信号进行解码，将转换后的数字图像暂存于图像缓存器中。之后，这些图像数据通过采集卡的接口传送到计算机系统中，供后续的图像处理与分析之用。

在数字图像传感技术方面，目前普遍采用的方法有两大类：电荷耦合器件（Charge-coupled Device, CCD）和互补金属氧化半导体（Complementary Metal Oxide Semiconductor, CMOS）两种。这两种数字图像传感技术都是使用光敏材料来捕捉光信号转换为电信号，都可以集成在同一芯片上，使得整个成像系统更加紧凑。但二者在工作原理、电源消耗、速度、成本、故障容忍性等方面存在一些差异，主要区别如表 2-1 所示。

表 2-1 CCD 与 CMOS 数字图像传感器的区别

	CCD	CMOS
工作原理	将电荷从一个像素传输到另一个像素来收集图像信息	通过每个像素单元内部的转换器将光信号转为电信号
电源消耗	较高	较低
速度	以行为单位输出，速度较慢	以点为单位输出，速度较快
成本	制造过程复杂，成本较高	制造过程相对简单，成本较低
故障容忍性	相对脆弱，单个像素损坏可能会导致整体图像质量下降	相对稳定，每个像素都是独立的，单个像素的故障不会产生太大影响

由于 CCD 和 CMOS 的结构差异，二者在数据传输方面存在差异。在相似的环境条件下，CCD 传感器通常能够捕捉到比 CMOS 传感器更高品质的图像。然

而，随着近些年制造技术和图像处理技术的飞速发展，CMOS 传感器的性能已经得到了显著的提高，特别是在高清晰度图像捕捉的应用领域，CMOS 正逐步展现出取代 CCD 的潜力。

基于两种数字图像传感技术的比较，从成本、效率、功耗等多方面考虑，本文的研究选用合肥中科君达视界技术股份有限公司研发的千眼狼 M220-C 高速相机作为视频图像采集装置，相机外观如图 2-2 所示。



图 2-2 千眼狼 M220-C 高速相机

千眼狼 M220-C 高速相机使用 APS 标准画幅的高标准 CMOS 传感器作为图像传感器，借助集成传感器和 FPGA 图像采集芯片来实时视频和图像的采集和初步处理，并使用千兆以太网接口与计算机进行高速数据交换，同时配备 SDI 接口，支持实时画面监控。具体参数如表 2-2 所示。

表 2-2 千眼狼 M220C 高速相机参数表

型号	M220-C
尺寸	72mm×72mm×95.5mm
传感器类型	CMOS
最大分辨率	1920×1080
满幅帧率	2000FPS
ISO	8000
电子快门	全局快门
色彩	彩色
最小曝光时间	100ns
脱机模式	支持

相较于普通的消费级相机（采样频率在 60Hz 左右），千眼狼 M220-C 高速

相机在性能上表现更为出色，拥有更广泛的频率覆盖范围，其采样频率可以达到 500Hz 以上，更适用于检测高速运动的物体，确保采样频率能够满足香农采样定理^[50]的要求，从而提高非接触测量的准确性和可靠性。

2.2.2 光学镜头

在非接触式测量系统中，光学镜头的作用至关重要，它负责将目标物体的图像准确地投射到图像感应器之上。镜头性能的好坏直接关系到视频捕获质量，进而对整个视觉测量系统的精度产生影响。因此，挑选合适的镜头对于确保系统整体性能尤为关键。镜头性能的评估主要依据焦距和光圈等参数。焦距的选择影响着成像距离和视野范围；对于 5 米范围内的近景拍摄，标准变焦镜头通常能够满足要求。而对于中远距离的外部场景，长焦镜头更加适用。光圈大小则决定了拍摄时的光线量，光圈越大，允许进入的光线越多。鉴于高速相机具有高采样率和短曝光时间的特点，可能会导致曝光不足的问题。因此，使用大光圈镜头是弥补曝光不足的有效方式。

在本文的研究中，选用尼康 AF-S Nikkor 60mm f/2.8G ED 光学镜头配合千眼狼 M220-C 高速相机使用，镜头如图 2-3 所示。镜头直径 73mm，长度 89mm，重量 425g，由 9 组 12 片镜片组成，最近对焦距离约 0.185m，带有 35mm（135）格式的摄像角度 39°40'，运用 Nikon DX 格式的摄像角度 26°30'，具有 Extra-low Dispersion（ED）镜片，有助于减少色彩散射，提高图像的清晰度和色彩准确性，是一款相对通用的微距镜头，适用于需要高度细节和放大比例的场景。



图 2-3 尼康 AF-S Nikkor 60mm f/2.8G ED 光学镜头

2.2.3 辅助拍摄系统

辅助拍摄系统主要包括照明设备、防震台和三角架等，是高速视觉非接触测量系统必不可少的一个部分。在实际环境的拍摄条件下，环境中可能存在着照度

不均匀、亮度变化剧烈或者光照不足等各种问题。同时，鉴于高速摄像机自身具备高帧率和短曝光时间的特性，其捕获的图像可能会显得过暗甚至全黑。为此，在使用高速摄像机进行拍摄时，必须配备适当的照明工具以补充光线，从而提升所采集图像的清晰度和质量。本文系统使用金贝 EF-200 环形 LED 摄像灯作为照明设备，如图 2-4(a)所示。相较于传统的白炽灯、荧光灯等，LED 灯使用寿命更长、响应速度更快、功耗和发热更少、稳定性更强。此外，EF-200 还配备有反光罩，可以有效提高照明效果、控制光线方向、减轻眩光和漏光、防止光污染等，配合无极调光功能，特别适用于拍摄结构的局部特写。

防震台和三脚架主要用于减小或消除外界振动对高速视觉非接触测量系统的影响。由地面运动、机械振动等引起的外界振动会引起高速相机或被测物体的微小晃动，导致图像模糊、失真或定位错误，从而影响测量的准确性和精度。本文系统中选用连胜 POT-P 系列防震台和曼富图 055 系列三脚架，分别如图 2-4(b)、(c)所示。连胜 POT-P 系列防震台采用阻尼结构工作板台，可以消除表面共振，最小化机械设备、交通、风等外界因素对实验的干扰，确保高速视觉非接触测量系统的稳定性和精确性。曼富图 055 系列三脚架采用高质量的材料制造，具有出色的刚性和稳定性，适用于各种拍摄和测量环境，配备有快速操作系统快速地调整三脚架的高度、方向和角度，同时配备多功能云台，支持使用者在水平和垂直方向上精准调整相机的方向，为使用者提供了稳定性和可调性。



图 2-4 辅助拍摄系统

2.2.4 算法处理平台

算法处理平台是高速视觉非接触测量系统的核心，通常采用一台计算机作为主要设备，用于控制高速视觉非接触测量系统各模块，确保其正常运行。同时，通过数据传输接口接收高速相机传输的视频图像信息，随后应用软件算法进行视

频图像的处理与分析。计算机处理速度的快慢将直接影响整个高速视觉非接触测量系统的运行效率与测量精度。

近年来，随着科技的不断进步，计算机硬件和图像处理器（GPU）的飞速发展使得图像处理领域取得了显著的进展，这一发展不仅提升了图像实时处理的能力，还为高速视觉非接触测量提供了更为强大和稳定的平台。随着硬件性能的不不断提升，计算机能够更高效地处理复杂的图像算法，实现更精确的测量。特别是图像处理器的广泛应用，进一步加速了图像处理的速度，使得系统在更短的时间内完成对视频图像的处理和分析。

2.3 基于高速视觉的非接触测量原理

数字图像处理技术是高速视觉非测量方法中最直接有效的手段。多年来，该领域受到了广泛的研究和持续关注，呈现出快速发展的态势。许多新理论、新方法和新手段的不断涌现为图像的分析 and 处理提供了坚实的理论基础。然而，实际拍摄视频图像存在多异性、环境影响等各种问题。因此，基于常规图像处理手段的非接触测量算法需要整合各种图像处理技巧，巧妙配置处理流程和算法参数，以完成视频图像目标的检测、跟踪和位移的提取。此外，位移的提取还涉及人工标靶设计、相机参数标定等问题。

2.3.1 相机成像原理

在高速视觉非接触测量的过程中，需要将客观世界的三维场景投影到传感器的二位平面上，以实现图像中各点到三维场景的转换，其原理可以通过针孔相机模型来描述，针孔相机模型如图 2-5 所示。该过程涉及到的坐标系统主要有：世界坐标系、相机坐标系、图像坐标系以及像素坐标系。

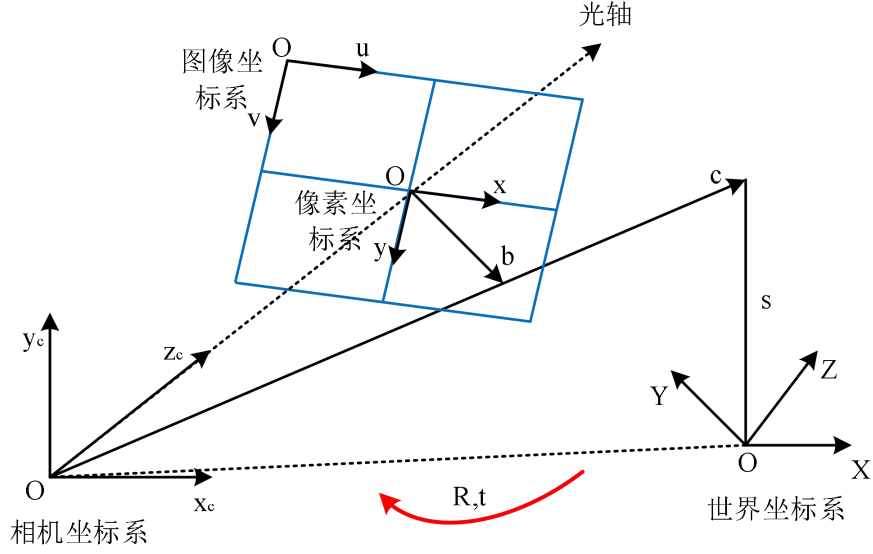


图 2-5 针孔相机模型

在这个模型中，光线通过镜头进入相机，最终投影到感光元件上，投影过程可以用以下公式表示：

$$s \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \cdot [R \quad T] \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

式中， s 为尺度因子， $\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ 是图像平面上的坐标， K 是相机内参数矩阵， $[R \quad T]$ 是相机外参数矩阵， $\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}$ 是世界坐标。

完成投影后，是世界坐标、相机坐标、图像坐标和像素坐标之间的转换，转换关系如图 2-6 所示。

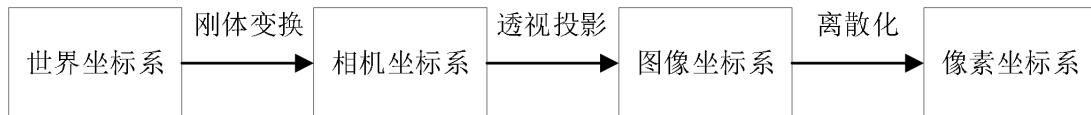


图 2-6 相机成像模型中坐标系转换关系

首先，世界坐标系通过刚体变换到相机坐标系，其过程如公式(2-2)所示：

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = R \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} - T \quad (2-2)$$

式中， R 是旋转矩阵， T 是平移向量。

接着，相机坐标系通过透视投影到图像坐标系，其过程如公式(2-3)所示：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{Z_c} \cdot K \cdot \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

式中， Z_c 是相机坐标系下的深度值。

最后，从图像坐标到像素坐标的转换通常涉及到将浮点数坐标转换成通常涉及到将浮点数坐标转换为整数坐标，即四舍五入的像素，其过程如公式(2-4)所示：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fu \\ fv \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

式中， f 是焦距。

2.3.2 张氏标定法

高速相机标定是高速视觉非接触测量的一个关键问题，其目的是通过已知的三维空间点和对应的二维图像点推导出相机的内部和外部参数，常用的方法包括比例因子法^[51]、Tsai 标定^[52]、相机自标定法^[53]等。在众多标定方法中，张氏标定法^[54]作为一种基于平面特征的标定方法，在实际场景中的应用具有较高的灵活性和适应性，同时不依赖与特殊的标定板，可以使用任何在相机视野中可见的平面，被广泛应用于高速视觉测量领域。其整体流程如图 2-7 所示。

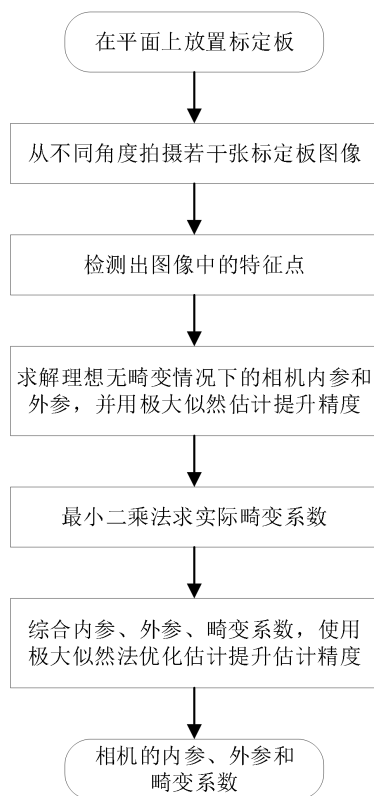


图 2-7 张氏标定法整体流程图

首先，在平面放置标定板，如图 2-8，并从不同角度拍摄若干张标定板图像。

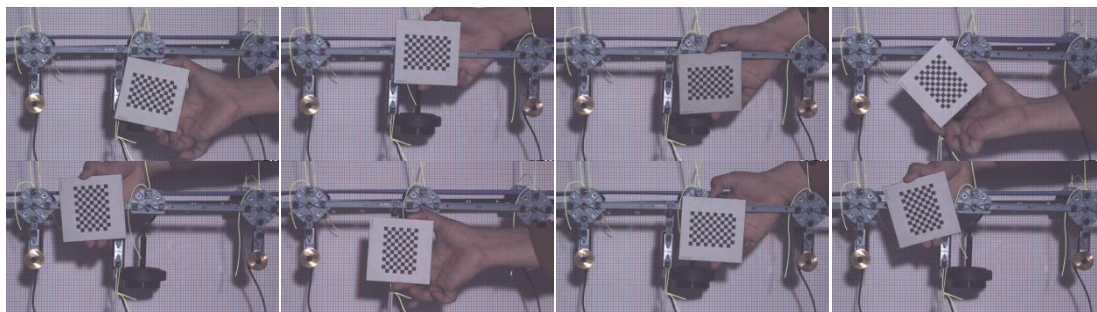


图 2-8 标定板图像拍摄

然后，在拍摄的图像中检测标定板上的角点，并建立世界坐标系，如图 2-9 所示。

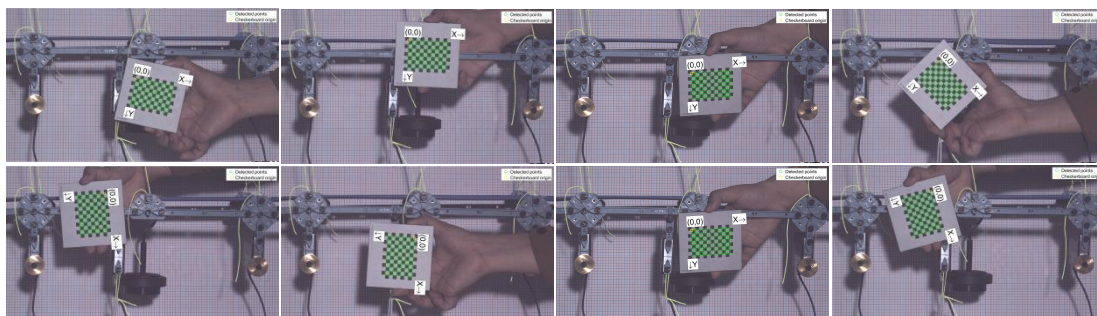


图 2-9 特征点检测效果图

为了方便计算，张正友采用了平面标定板，因此内参矩阵与旋转平移矩阵的乘积可以视作单应矩阵 H ，在无畸变情况下，相机模型可以表示为：

$$s \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_1 \\ 0 & f_y & c_2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

假定标定平面位于坐标系中 $Z=0$ 的平面上，对公式进行简化，可得：

$$s \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_1 \\ 0 & f_y & c_2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ H_{31} & H_{32} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

根据上式，可以列出等式：

$$\begin{cases} x = \frac{H_{11} * X + H_{12} * Y + H_{13}}{H_{31} * X + H_{32} * Y + H_{33}} \\ y = \frac{H_{21} * X + H_{22} * Y + H_{23}}{H_{31} * X + H_{32} * Y + H_{33}} \end{cases} \quad (2-7)$$

将其变换为对应的矩阵，则可得：

$$\begin{bmatrix} X & Y & 1 & 0 & 0 & 0 & -Xx & -Yx \\ 0 & 0 & 0 & X & Y & 1 & -Xy & -Yy \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{11} \\ H_{12} \\ H_{13} \\ H_{21} \\ H_{22} \\ H_{23} \\ H_{31} \\ H_{32} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

根据多个对应点构建多个上述方程，即可求解单应矩阵 H 。如上述矩阵所述，一个对应点可构建 2 个方程， H 矩阵总共有 8 个未知数，则至少需要 4 个对应点。

由于计算 H 时添加了 H_{99} 为 1 的约束，因此计算出来的结果应当添加一个尺寸因子，即计算出来的 H ，可转为：

$$k_1 * [H_1 \ H_2 \ H_3] = \lambda * [r1 \ r2 \ T] \quad (2-9)$$

式中， H_1 、 H_2 、 H_3 为单应矩阵的列。

基于此结果，以及旋转矩阵的定义特性，可以构建两个方程。

$$\begin{cases} r_1^* r_2 = 0 \\ |r_1| = |r_2| \end{cases} \quad (2-10)$$

即

$$\begin{cases} H_1^T K^{-T} K^{-1} H_2 = 0 \\ H_1^T K^{-T} K^{-1} H_1 = H_2^T K^{-T} K^{-1} H_2 \end{cases} \quad (2-11)$$

为了方便计算，可将 $K^{-T} K^{-1}$ 视为一个矩阵 B 先行求解，可得

$$\begin{cases} H_1^T B H_2 = 0 \\ H_1^T B H_1 - H_2^T B H_2 = 0 \end{cases} \quad (2-12)$$

由 $B = K^{-T} K^{-1}$ 可得 $K^{-T} K^{-1} = (K^{-T} K^{-1})^T$ ，则 B 为对称矩阵，可将 B 定义为：

$$B = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & B_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{12} & B_{22} & B_{23} \\ B_{13} & B_{23} & B_{33} \end{bmatrix} \quad (2-13)$$

由上式可知 B 中有 6 个未知数，即最少需要 3 个 H 矩阵。同时，上述 B 中的式子如果计算出来，可以看出 B_{12} 为 0，因此，增加了一个约束条件，即可计算出结果。如果 $n \geq 3$ ，则有唯一确定解 b ；如果 $n=2$ ，即只有两幅标定图像，能够设置内参中的 $\gamma=0$ ，若前式中 $\gamma=0$ ，则可以观察到相应的 $B_{12}=0$ ，即增添了一个新的约束条件： $[0, 1, 0, 0, 0, 0]b=0$ ；如果 $n=1$ ，只能假设 u_0 、 v_0 已知，且 $\gamma=0$ ，这样只能解出 f_x 、 f_y 两个参数。

此处考虑 $n=2$ 的情况，即可计算得出 B 的值：

$$B = (M^{-1})^T M^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{f_x^2} & -\frac{\gamma}{f_x^2 f_y} & \frac{v_0 \gamma - u_0 f_y}{f_x^2 f_y} \\ -\frac{\gamma}{f_x^2 f_y} & \frac{\gamma^2}{f_x^2 f_y^2} + \frac{1}{f_y^2} & \frac{v_0 \gamma - u_0 f_y}{f_x^2 f_y^2} - \frac{u_0}{f_y^2} \\ \frac{v_0 \gamma - u_0 f_y}{f_x^2 f_y} & -\gamma \frac{v_0 \gamma - u_0 f_y}{f_x^2 f_y^2} - \frac{v_0}{f_y^2} & \frac{(v_0 \gamma - u_0 f_y)^2}{f_x^2 f_y^2} + \frac{v_0^2}{f_y^2} + 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & B_{33} \end{bmatrix} \quad (2-14)$$

基于 B 的值直接进行求解即可计算出内参。

$$\left\{ \begin{array}{l} f_x = \sqrt{\frac{\lambda}{B_{11}}} \\ f_y = \sqrt{\frac{\lambda B_{11}}{(B_{11}B_{22} - B_{12}^2)}} \\ u_0 = \frac{\gamma v_0}{f_y} - \frac{B_{13}f_x^2}{\lambda} \\ v_0 = \frac{B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23}}{B_{11}B_{22} - B_{12}^2} \\ \gamma = \frac{-B_{12}f_x^2 f_y}{\lambda} \\ \lambda = \frac{B_{33} - [B_{13}^2 + v_0(B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23})]}{B_{11}} \end{array} \right. \quad (2-15)$$

得到相机内参后，根据 $H = \lambda * K * [r_1 \ r_2 \ T]$ ，可以直接计算得出外参：

$$\left\{ \begin{array}{l} r_1 = \lambda K^{-1} h_1 \\ r_2 = \lambda K^{-1} h_2 \\ r_3 = r_1 * r_2 \\ t = \lambda K^{-1} h_3 \end{array} \right. \quad (2-16)$$

式中， $\lambda = \frac{1}{\|K^{-1}h_1\|} = \frac{1}{\|K^{-1}h_2\|}$ 。

由此就可以求出相机的内参和外参，由于通常情况下，相机镜头是由畸变的，将这组参数作为初始值，然后进行优化搜索，进而能够求出所有参数的准确值。

2.4 基于高速视觉的非接触测量系统测量流程

2.4.1 基于高速视觉的非接触测量的基本步骤

基于高速视觉的非接触测量本质就是利用目标检测方法识别图像或视频中振动对象的初始位置，然后利用目标跟踪方法在连续的视频帧中对振动对象进行跟踪，以获取振动对象的运动轨迹。

具体而言，基于高速视觉的非接触测量流程包括：首先，对相机进行标定，以确保后续采集到的图像数据具有可靠的几何信息；紧接着是图像的采集工作，通过高速摄像机等设备迅速捕捉结构物的状态，记录下反映结构动态特性的图像序列。接下来是特征提取与追踪，依据结构物表面的外形、颜色、纹理等属性，

提取出关键特征点，如灰度级、角点和边缘等，并在连续的图像帧中追踪这些特征点，以获得结构在不同时间点的动态变化信息；最后是位移的计算，结合之前的标定参数，将追踪得到的特征点的像素坐标转换成实际的物理坐标，进而计算出结构的位移时间历程。通过分析结构的位移数据，可以评估结构的变形状况，如弯曲、裂纹或形变等。详细的操作流程展示于图 2-10。

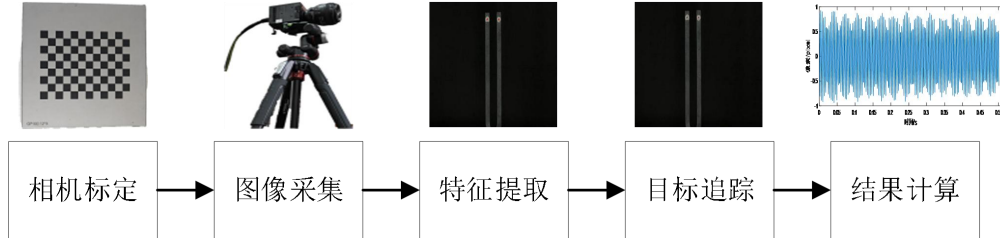


图 2-10 高速视觉非接触测量基本流程

2.4.2 基于高速视觉的非接触测量应用效果

为验证基于高速视觉的非接触测量系统在结构动态特性测量中的可行性，同时评估更高帧率的高速相机在这一过程中所带来的优势，本节将通过音叉实验进行验证。

实验选用固定频率为 256Hz 的音叉作为振动源，如图 2-11 所示，旨在模拟结构物振动的真实环境。为了图像处理时方便捕获特征点，在音叉两端叉臂上粘贴白色标记。敲击音叉，并用高速相机记录振动过程。高速相机选用分辨率为 1920×1080 ，分别使用 800fps 和 995fps 帧率进行两次实验，拍摄时长均约为 0.5s。

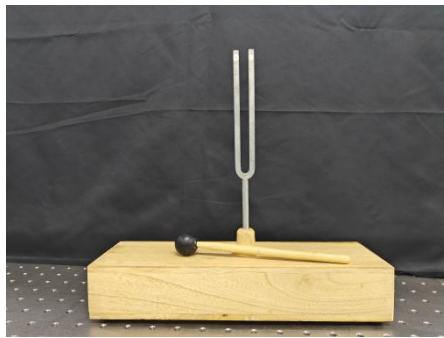


图 2-11 实验音叉

对拍摄视频进行预处理，并采用 FAST 特征点检测算法和光流算法^[38]对其进行特征点检测与跟踪，其效果分别如图 2-12 所示。

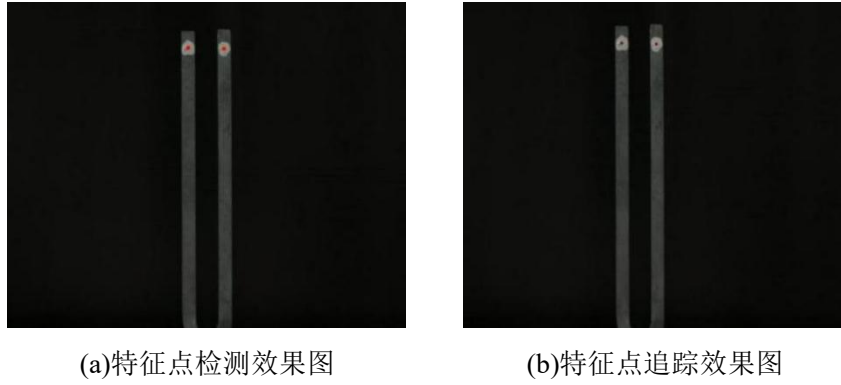


图 2-12 特征点检测与追踪效果图

图中红色点表示特征点初始位置，绿色点表示当前帧位置，蓝色线表示特征点位移轨迹。根据追踪结果对每帧的位移进行统计，得出各特征点的位移，将得出位移数据通过快速傅里叶变化的方法将时域位移轨迹转换到频域，得出位移曲线与频谱图如图 2-13 所示。

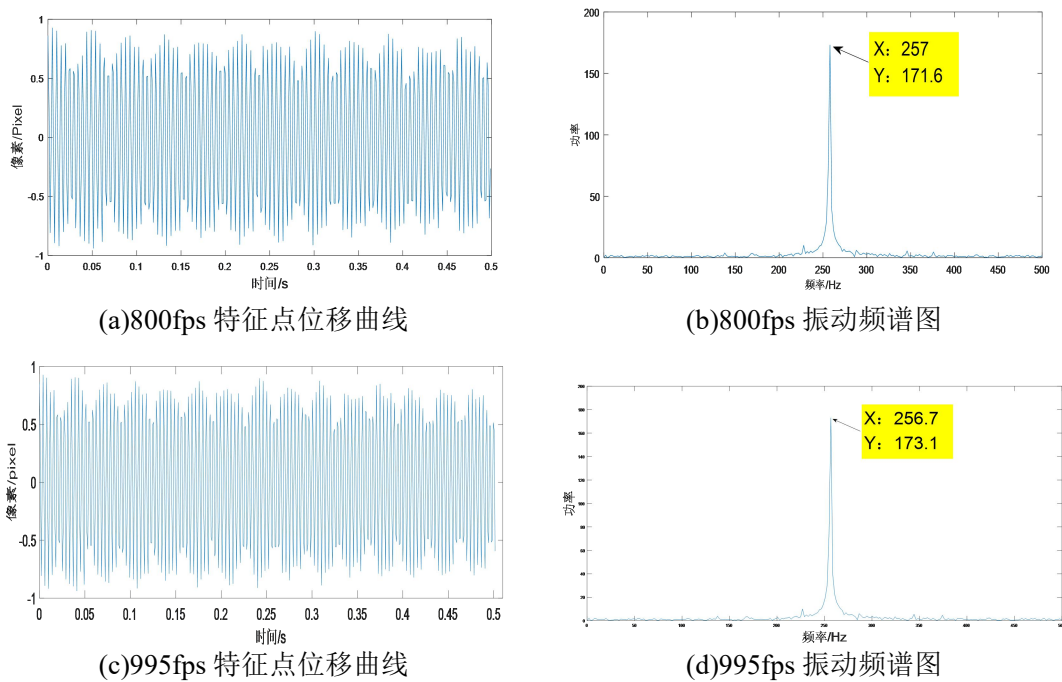


图 2-13 特征点位移与频谱图

对特征点位移与频谱图进行分析，利用基于高速视觉的非接触式振动频率识别算法，在 800fps 和 995fps 采集速度下得到的测量结果分别为 257Hz 和 256.7Hz，误差分别为 0.39%和 0.27%，与实验所用音叉的自然振动频率非常接近。证明了基于高速视觉的非接触式测量系统和方法是可行的，同时也证明了更高采集速率的高速相机可以提供更多时刻的瞬时位移信息从而得等更加精确的振动频率信息。

2.5 本章小结

本章详细阐述了基于高速视觉的非接触测量系统的相关知识,内容涉及系统的构成、相机成像的基本原理、参数校准以及操作流程等方面。探讨了如何根据测试对象的特性和外部环境的条件,选择合适的组件进行测量系统的搭建。介绍了在常规情况下,如何运用张氏标定方法对系统进行精确标定。最后介绍了高速视觉非接触测量系统在实际使用过程中的操作步骤,并通过音叉实验验证了基于高速视觉的非接触测量系统在结构动态特性测量中的可行性,并评估更高帧率的高速相机在这一过程中的优势。

第 3 章 基于传统图像算法的高速视觉非接触测量方法研究

3.1 引言

上一章从高速视觉非接触测量系统的组成、原理、操作流程介绍了高速视觉非接触测量系统，并通过音叉实验证明了系统的可行性。但在高速相机技术迅速发展的背景下，高速相机的采集速率已经远超过了常规图像处理算法的处理速度，这成了制约基于高速视觉的非接触测量系统的瓶颈。同时，常规视觉非接触测量方法对噪声和干扰非常敏感，使其在处理微小结构动态位移时难以区分位移信号和图像噪声。

为了解决常规图像处理算法中存在的诸多问题，本章基于特征点检测与追踪和模板匹配方法，提出两种简单实用的高速视觉非接触测量算法，并分别对悬臂梁结构和人体结构进行结构动态特性测量。以达到调整参数少、执行速度快、抗干扰能力强、测量精度高的目的。

3.2 基于改进 ORB 算法的高速视觉非接触测量方法

3.2.1 ORB 算法

ORB^[55] (Oriented Fast and Rotated BRIEF) 是一种快速的特征点检测和描述子计算方法，由 Ethan Rublee 等人于 2011 年提出。它结合了 FAST 关键点检测和 BRIEF 描述子，同时增加了对关键点方向的考虑，从而提高了特征的旋转不变性。

ORB 算法首先利用 FAST 特征点检测^[56]机制检测图像中的特征点。该算法从图像中选择一个像素点 P 作为候选点，并设置一个固定阈值。随后，将 P 点的灰度值与以 P 为圆心，3 为半径的圆周上的 16 个像素点的灰度值进行比较，若存在连续的 12 个像素点与 P 点的灰度值之差都大于所设定的阈值，则认为 P 点是一个 FAST 角点。

其原理公式如下：

$$N = \sum_{i=1}^{16} |I(i) - I(p)| > T_p \quad (3-1)$$

式中， $I(i)$ 表示圆周上任意一像素点的灰度值， $I(p)$ 表示像素点 P 的灰度值， T_p

为设定的阈值。若 N 大于 T_p ，则判断 P 点为一个特征点。

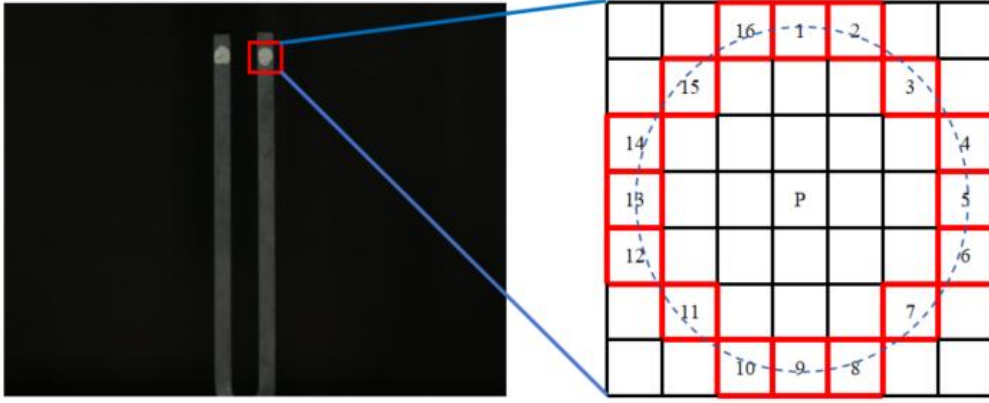


图 3-1 FAST 算法圆心及其 16 个像素的圆周

然而，FAST 角点检测往往会导致角点密集“扎堆”。因此，在初次检测后，需要通过非极大值抑制方法，在特定区域内只保留最大响应的角点，以此减少角点过度集中的情况。

虽然 FAST 算法在计算速度方面有着很大的优势，但在处理特征变性方面仍有较大的局限。

因此，ORB 算法在完成 FAST 特征点检测后，为了使特征具有旋转不变性，为每个关键点分配一个方向。通过在每个关键点周围的邻域内使用 BRIEF 算法生成关键点的二进制描述符。然后，根据灰度质心法计算关键点周围像素的梯度方向，并对每个关键点分配一个主导方向。这一过程首先定义一个图像块的矩：

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p x^q I(x,y) \quad (3-2)$$

式中， $I(x,y)$ 表示 (x,y) 处的像素灰度值。

因此，ORB 算法在完成 FAST 特征点检测后，为了赋予特征点旋转不变性，为每个关键点分配一个方向。它通过在每个关键点周围的邻域内使用 BRIEF 算法生成关键点的二进制描述符。然后，利用灰度质心法计算关键点周围像素的梯度方向，并为每个关键点分配一个主导方向。这一过程首先定义了一个图像块的矩：

通过一阶矩可以得出该图像块的质心 C 的坐标为 $\left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}}\right)$ 。以特征点为坐

标原点，则质心的角度即为该图像块的角度，也是该特征点的角度 θ 。

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{10}}\right) \quad (3-3)$$

通过上述步骤，FAST 算法检测出的图像就具有了角度信息，图像对旋转也具有适应性。但考虑到关键点可能存在旋转，在得到特征点的角度 θ 后，通过导向 BRIEF 的方法将关键点的描述符进行旋转，以增强描述符的旋转不变性。过程如式所示：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

式中， (x, y) 为旋转前的坐标， (x', y') 为旋转后的坐标。

为了处理不同尺度的图像，ORB 在图像金字塔的不同层次上重复上述过程，每个层次都会检测关键点并计算描述子。

ORB 算法在完全保留 FAST 算法和 BRIEF 算法运行速度快的特征的基础上，还实现了方向性和旋转不变性。在对实时性和旋转不变性有较高要求的特征点检测场景中得到广泛的应用。

3.2.2 稀疏光流算法

光流法通过分析连续两帧图像上像素点的易懂速度来反应物体在成像面上的运动情况。光流法追踪时有 3 个很强的前提假设：①亮度不变假设，同一物体在相邻两帧中的像素亮度不发生变化；②较小位移假设，相邻两帧图像中像素位置不能有较大变化。③空间一致性假设，相邻像素间的运动状态是一致的。由假设①可以列出其基本方程为：

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (3-5)$$

式中， I 表示图像的灰度值， t 表示时间变量。

利用泰勒级数展开上述公式，并依据假设②省略高阶项，可以得到：

$$\begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -I_t \quad (3-6)$$

式中， I_x 、 I_y 分别是图像灰度空间上的梯度， I_t 为图像灰度在时间上的导数， u 、 v 则分别表示像素点在 X、Y 两个方向上的移动速度。

最后根据假设③，利用最小二乘法计算就可以得出图像中每个像素的位移。

但这种光流法考虑到了图像中所有的像素信息，由于图像中数据量巨大，导致程序处理速度较为缓慢，无法满足实时性需求。Shi 等^[57]在稠密光流法的基础上，提出了一种先提取图像中特征点，然后通过追踪相邻两帧图像中特征点上的光流实现追踪的稀疏光流法。这种方法只计算关注的特征区域内的光流特性，极大地减少了计算的数据量，提高了运行的效率。同时，在光流估计过程中，通过使用最小二乘法 and 梯度运算，实现了特征点光流的亚像素级估计。这样一来，追踪区域内所有特征点的位移都维持了亚像素级的特征，进而将追踪精度提升至亚像素水平。

3.2.3 改进 ORB 算法

随着高速相机技术的迅速发展，高速相机的采集速率已经远超过了常规图像处理算法的处理速度，这成了制约基于高速视觉的非接触测量系统的瓶颈。本节就 ORB 算法做出改进，通过对算法的结构和参数进行调整和精简，提高算法的实时性能和适用性。改进后的算法流程图如图 3-2 所示。

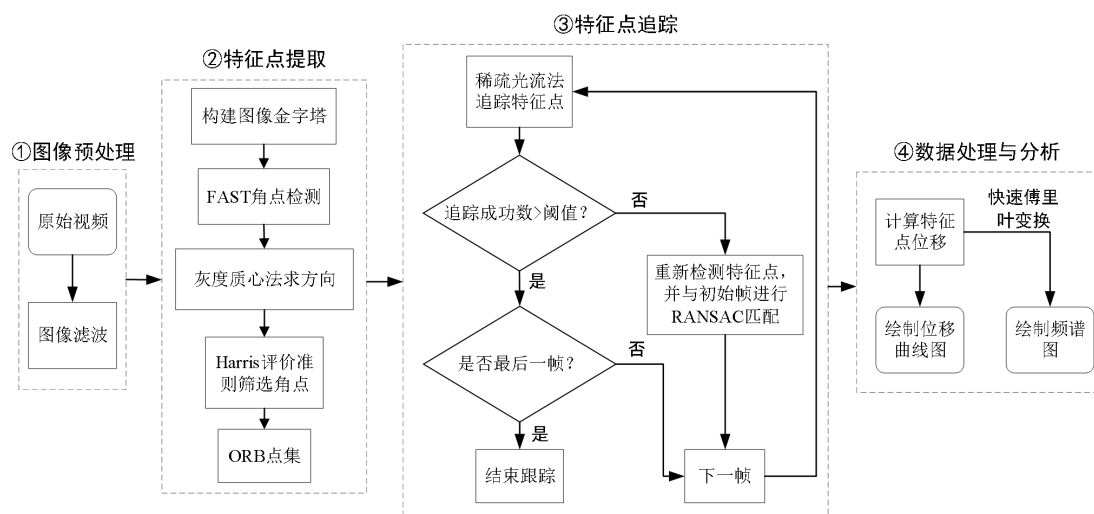


图 3-2 改进 ORB 算法流程图

由于所拍摄的原始图像存在噪声干扰，因此需要对其进行去噪处理。完成去噪处理后，利用改进 ORB 算法进行特征点的提取。改进 ORB 算法针对非极大值抑制方法解决特征点扎堆问题进行改进。处理使用非极大值抑制的方法解决特征点集中分布的问题，是将一定范围内的 FAST 角点进行响应值比较，即比较 P 点与周围 12 个满足条件的像素点之间像素差绝对值之和。这种方法虽然在计算速度上有着明显的优势，但不能较好的保证角点的质量。

本节算法使用 Harris 角点评价准则的方式代替非极大值抑制的方法对一定区域内的所有角点进行评价，其计算方法如下：

$$R = \det(M) - k(\text{tr}(M))^2 \quad (3-7)$$

式中， k 为常值权重系数， M 为角点的梯度协方差矩阵，其表达式如下：

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x I_x & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y I_y \end{bmatrix} \quad (3-8)$$

式中， I_x 、 I_y 分别表示 X 方向和 Y 方向的梯度。进一步简化即：

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (3-9)$$

式中， λ_1 、 λ_2 分别表示梯度协方差矩阵 M 的特征向量。当 R 较大时，说明两个特征向量相似或者接近，则该点为角点；当 $R < 0$ 时，说明两个特征点相差较大，则该点位于直线上；当 $|R|$ 较小时，说明两个特征值较小，则该点为平面。

通过对区域内的所有角点进行 Harris 评分比较，保留每个区域内评分最高的 FAST 角点，得到一个较为精准的特征点集，即为本文算法所提取的 ORB 特征点。

使用传统 ORB 算法和本节改进算法对图像进行检测。定义特征点分布指数 C ，以便更加客观地对算法性能进行评价，评价公式如下：

$$C = \frac{N}{M} \times 100\% \quad (3-10)$$

式中， N 表示图像中特征点附近 5 个像素范围内聚集超过 3 个特征点的特征点数量， M 表示图像中特征点总数； C 的值越小，表明特征点分布表现越好，反之越差。对不同环境下图片进行特征点检测验证，检测特征点数 M 为 500，检测效果如图 3-3 所示，得出结果如表 3-1 所示。



(a)传统 ORB（环境 1）



(b)传统 ORB（环境 2）



(c)传统 ORB（环境 3）



图 3-3 算法改进前后检测效果对比图

表 3-1 特征点分布指数对比表

算法 \ 环境	环境 1	环境 2	环境 3
传统 ORB	36.3%	34.3%	28.6%
改进 ORB	8.6%	6.7%	4.1%

由图表可知，无论从主观视觉角度还是客观评价指标都可以看出，改进算法检测出的特征点较原算法检测出的特征点分布更加均匀，有效的避免了同一标记检测出多个特征点的问题，从而可以检测到更多的关键点信息，提高后期振动检测过程中的准确性。

完成特征点的提取后，需要通过特征点追踪的方法对特征点的位移进行监测，常用的特征点追踪方式有暴力匹配、近邻分类法、BBF 搜索法等，但这些算法在精度或计算速度方面存在一定的局限。

本节选用稀疏光流法进行特征点追踪，但随着光流追踪帧数的增加，追踪过程中特征点数目可能会越来越少，从而导致追踪失败。针对这一问题，传统稀疏光流法采用的是设置最小特征数量阈值，但追踪成功的特征点数小于阈值则对该帧图像重新进行特征点检测，并将再次检测的特征点作为初始光流点。这种方法无法保证再次检测出的特征点与前一阶段特征点是否为同一点，无法满足特征点位移信息提取的准确性。本节在此基础上进行改进，将再次检测出的特征点通过 RANSAC 特征点匹配算法与初始帧进行特征点匹配，以保证各特征点振动信息的准确性、连续性。

3.2.4 实验验证

为验证本节所提算法的有效性，利用悬臂梁模型振动实验进行验证。实验选用悬臂梁模型为一根普通钢条。该钢条由碳素工具钢制成，各项参数如表所示。

表 3-2 实验所用钢锯条材料与形状参数

参数	数值
杨氏模量 E	$2.06 \times 10^{11} \text{Pa}$
密度 ρ	7.85g/cm^3
长度 l	26cm
宽度 b	1.2cm
厚度 h	0.04cm

钢条一端固定于防震平台上，另一端伸出平台，伸出部分长 20cm。为了图像处理时方便捕获特征点，从而更准确验证悬臂梁的振动模态分析，在钢条伸出部分每隔 1cm 处粘贴白色标记。实验设备如图 3-4 所示。

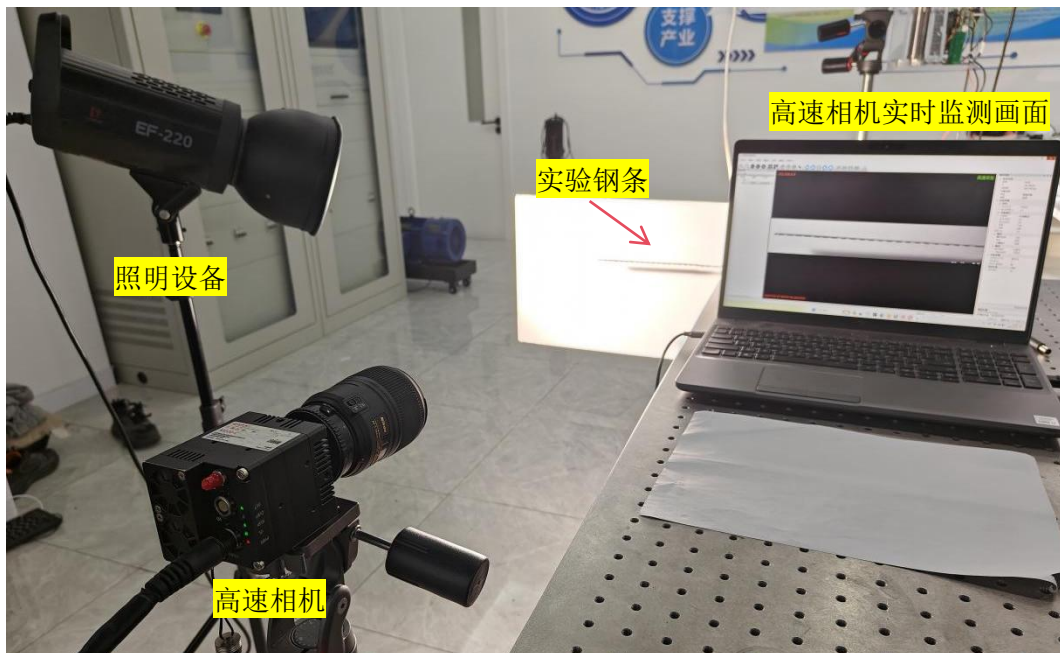


图 3-4 悬臂梁实验设备图

利用有限元分析软件 Ansys 对钢条进行分析，振型图如图 3-5 所示，可以得出其前三阶固有频率分别为：8.2749Hz、51.8578Hz、145.2181Hz。

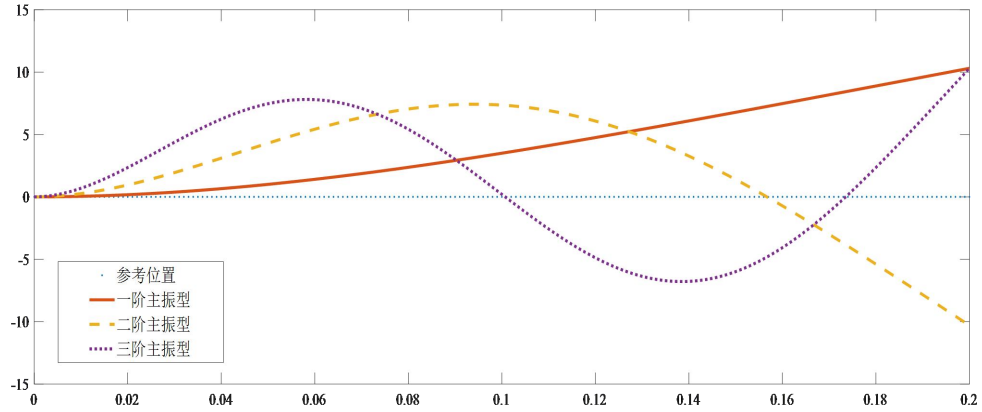
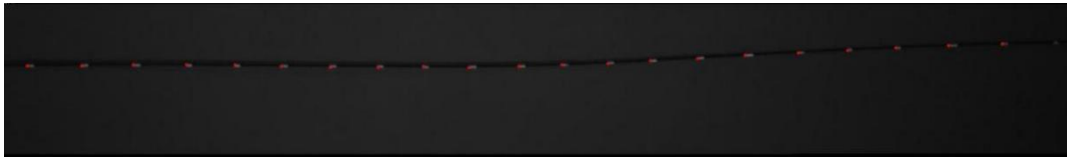


图 3-5 实验钢锯条振型图

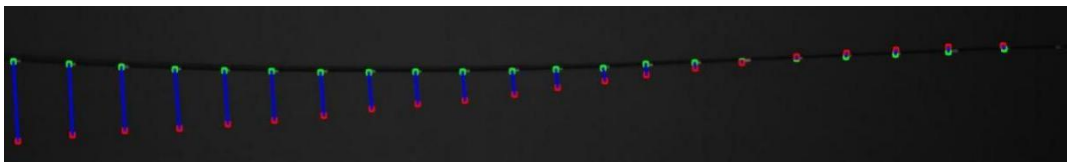
手动拨动钢条，并用高速相机记录钢条的振动过程。高速相机选用分辨率为 1920×280 ，帧率为 500fps，拍摄时长约为 2s。

完成拍摄后对拍摄视频进行预处理，本节采用维纳滤波^[58]方法对原始图像进行去噪预处理。维纳滤波作为一种经典的频域图像处理方法，能有效减少图像噪声，并消除因运动等原因造成的模糊现象。

完成预处理后，利用本节所提改进算法对视频图像进行特征点检测与跟踪，其效果分别如图 3-6 所示。



(a)特征点检测效果图



(b)特征点追踪效果图

图 3-6 特征点检测与追踪效果图

图中红色点表示特征点初始位置，绿色点表示当前帧位置，蓝色线表示特征点位移轨迹。根据追踪结果对每帧的位移进行统计，得出各特征点的位移曲线如图 3-7 所示。

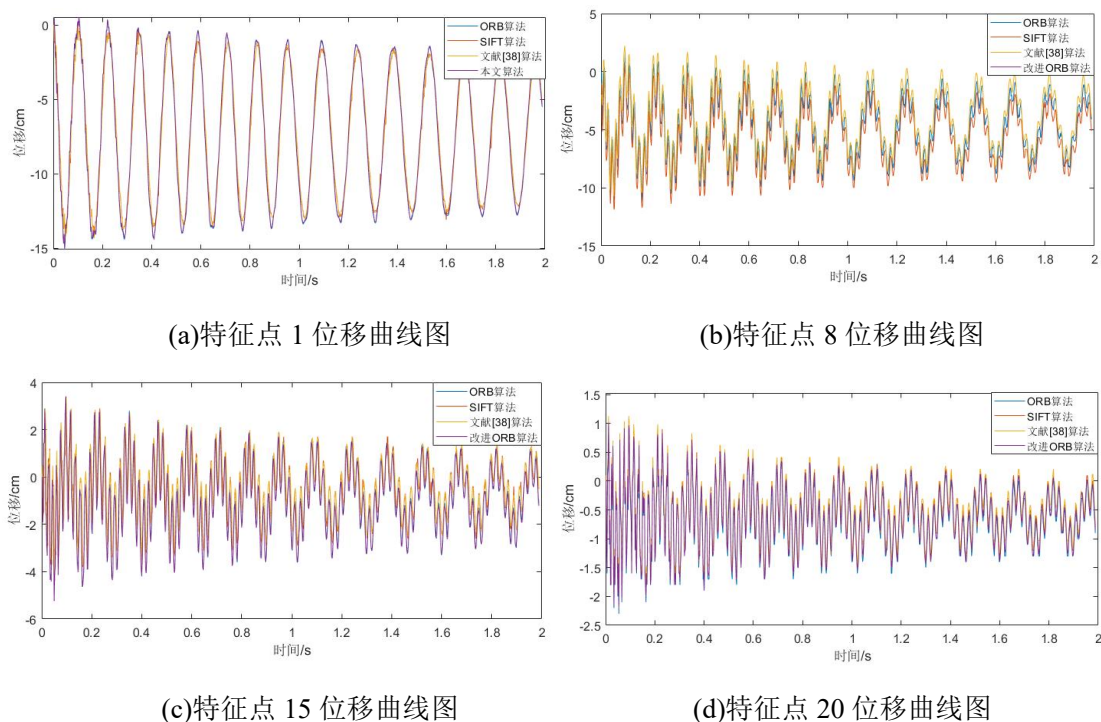


图 3-7 部分特征点位移曲线图

得出位移数据后,再通过快速傅里叶变化的方法将时域位移轨迹转换到频域,得出频谱图如图 3-8 所示,根据频谱图进行分析即可得出各特征点的振动频率。

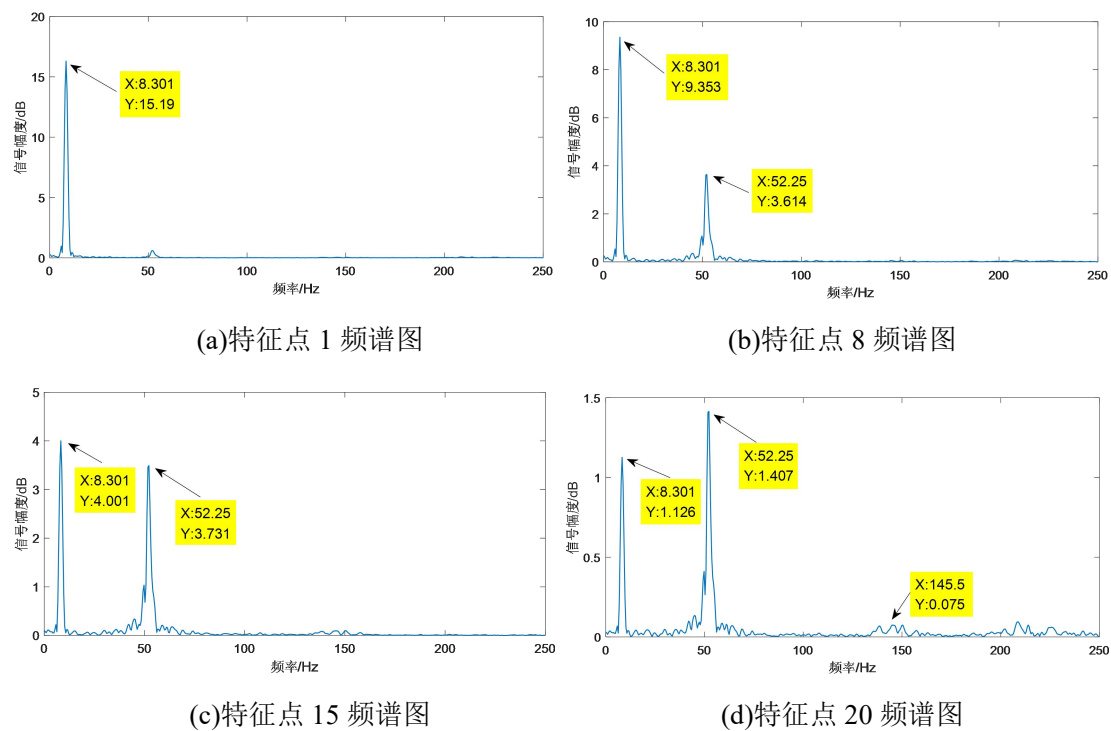


图 3-8 振动频谱图

将频谱分析结果与有限元分析软件得出的理论结果进行对比,同时使用传统

ORB 算法、SIFT 算法^[41]以及文献^[38]中所提出算法进行对比，对比结果如表 3-3 所示。

表 3-3 振动频率测量结果对比

计算方法	一阶频率 (误差)	二阶频率 (误差)	三阶频率 (误差)	耗时
有限元软件 Ansys	8.27Hz	51.86Hz	145.22Hz	
ORB+暴力匹配	8.30Hz (0.36%)	51.27Hz (1.14%)	146Hz (0.54%)	127.62s
SIFT+暴力匹配	8.29Hz (0.24%)	51.76 (0.19%)	145Hz (0.15%)	168.27s
文献[38]所提算法	8.05Hz (2.66%)	51.76 (0.19%)	149.9Hz (3.22%)	81.41s
本节改进 ORB 算法	8.30Hz (0.36%)	52.25Hz (0.75%)	145.5Hz (0.19%)	85.22s

从表 3-3 的数据可以看出，本节的改进算法相较传统 ORB 特征点提取方法的结果在精确度方面也有了一定的提升。运算速度方面，利用光流法对特征点进行跟踪的方式相较于传统 ORB 特征点匹配的方法，无需进行特征点的描述子计算和匹配，提高了运算速度，相较于传统算法速度提升约 33.22%。与 SIFT、文献[38]所提算法算法相比，测量精度差距在 0.1%以内的情况下，速度分别提升了 42.62%和 49.35%。

3.3 结合奇异值分解和小波去噪的高速视觉非接触测量方法

尽管特征点检测与追踪的方法在一定程度上提高了高速视觉非接触测量的精度和稳定性，却仍然面临一些局限性，在检测无明显特征点的目标时，需要人工对目标对象进行标记，这种方式既费时也会对目标的本质特征产生影响。为进一步弥补这些不足，本节将探讨奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）方法在高速视觉非接触测量中的应用。SVD 作为一种基础而强大的矩阵分解技术，具有出色的降噪和提取信号能力。相较于特征点检测算法，SVD 能够更全面地捕捉图像序列中的振动信息，更好地适应振动频率变化较大、模态变动剧烈

等复杂情况。

3.3.1 基于奇异值分解的非接触测量算法

SVD 作为一种有效的数据降维方法，在信息浓缩和信号处理等领域展现出重要的应用前景，引起了全球研究学者的广泛关注^[59-61]。SVD 位移提取算法的实施过程主要包含矩阵分解和图像投影两个阶段：首先，对视频序列的初段帧构成的图像矩阵执行 SVD 分解，从而提取出一系列正交的图像基。这些图像基能够反应视频中物体运动的根本特征。随后，基于这些图像基，可以实现交叉图像的投影。

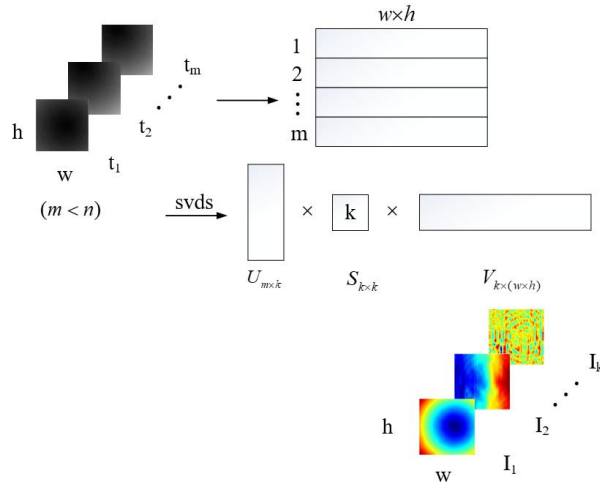


图 3-9 奇异值分解位移提取示意图

图 3-9 解释了使用 SVD 进行视频振动提取的过程。在 $R_i (i=1,2,\dots,n)$ 每一帧图像对应的相同位置，选取一个固定尺寸为 $w \times h$ 的矩形来截取子图像。截取的子图像 R_i 的像素信息被逐行或逐列分解，并组合成矢量形式；随后，这些矢量汇总形成一个新的矩阵 $G_{n \times (w \times h)} = [R_1(x_1), R_2(x_2), \dots, R_n(x_n)]^T$ 。这样，图像序列中各像素点的时间序列值就构成了新矩阵的列向量。

使用像素信息重建 $G_{n \times (w \times h)}$ 的矩阵可以通过 SVD 近似为以下形式。

$$G_{n \times (w \times h)} \approx U_{n \times k} \cdot D_{k \times k} \cdot V_{(w \times h) \times k}^T \approx \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \dots + \sigma_k u_k v_k^T \quad (3-11)$$

式中， $\sigma_{(i)} (i=1,2,\dots,k)$ 代表按大小顺序排列的奇异值， $u_i \in R^{n \times 1} (i=1,2,\dots,k)$ 是相互正交的左侧奇异向量， $v_i \in R^{(w \times h) \times 1} (i=1,2,\dots,k)$ 是相互正交的精确上升向量。

奇异值的大小与分解后的矢量片段的信息浓缩表示相对应；因此，奇异值 σ_i

的大小会迅速衰减。

通过对公式(3-11)的分解，可以认为在 SVD 中，准确的奇异值向量 v_i 构成了 $(w \times h)$ 中的一组正交基。考虑准确奇异值向量的维度 $w \times h$ ，可以将准确奇异值向量 v_i 重构为图像矩形形式 $I_{i,w \times h} (i=1,2,\dots,k)$ 。重构的图像矩阵构成了一组正交归一化图像基（OIBs）， $\sigma_i u_i$ 可以被视为原始矩阵 $G_{n \times (w \times h)}$ 在第 i 个图像基 $I_{i,w \times h}$ 上的投影。如下所示：

$$\begin{aligned} G \cdot v_i &= [R_1(x_1), R_2(x_2), \dots, R_n(x_n)]^T \cdot v_i \\ &= [R_1 \otimes I_{i,w \times h}, R_2 \otimes I_{i,w \times h}, \dots, R_n \otimes I_{i,w \times h}]^T \\ &= [\sigma_i u_{i1}, \sigma_i u_{i2}, \dots, \sigma_i u_{in}]^T \end{aligned} \quad (3-12)$$

式中， $\sigma_i u_i = [\sigma_i u_{i1}, \sigma_i u_{i2}, \dots, \sigma_i u_{in}]^T$ 。计算符号 $\otimes$ 的公式定义如下：对于两个大小相同的给定矩阵 A 和 B ， $A \otimes B = \sum_i \sum_j a_{ij} b_{ij}$ 。

至此，可以 $\sigma_i u_i$ 看作是所有子 $R_i (i=1,2,\dots,n)$ 图像在图像 ith 基础上截取的投影，它在视频的主要 ith 方向上显示物体的振动信息。

3.3.2 改进小波去噪方法

在高速视觉非接触测量中，SVD 方法作为一种广泛应用的数据处理手段，在信息提取和降维方面发挥了关键作用。然而，尽管 SVD 在某些情况下表现出色，但在降噪方面存在一定的挑战，其降噪能力相对较弱。为了克服这一限制，本小节引入了小波去噪方法，以强化对图像和数据中噪声的抑制效果。通过结合 SVD 和小波去噪，提高高速视觉非接触测量系统对复杂数据的处理能力，从而更准确地捕捉结构物的动态特性。

阈值函数的选择将直接决定小波因子的处理策略。1994 年，Donoho 等^[62,63]提出了硬阈值函数和软阈值函数，显著增强了小波降噪的效果。但随后的研究发现，硬阈值函数会因其不连续性而引起信号的振荡，而软阈值函数则因为一定的偏置导致信号失真。

为了解决这些问题，Xie 等^[64]人提出了一种阈值函数，其表达式如公式(3-13)所示：

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \left(|w_{j,k}| - \frac{\lambda}{e^{\sqrt{|w_{j,k}|^2 - \lambda^2}}} \right) & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3-13)$$

式中, $\text{sign}(w_{jk})$ 是符号函数, w_{jk} 是振动信号的小波分解系数, $\hat{w}_{jk}$ 是去噪后的小波估计系数, σ 噪声的标准差。

然后, $\sigma = \frac{M(x)}{0.6745}$ 用于估计。 $M(x)$ 表示每个分解尺度的中值绝对值。

公式(3-13)有效地应对了噪声信号的小波同一性以及小波系数估计误差,但由于缺乏调节参数,其灵活性不足。为了解决这些问题,文献^[65]提出了一种新的阈值函数如公式(3-14)所示:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \left(|w_{j,k}| - \lambda \left(1 - \frac{\lambda}{|w_{j,k}|} \right)^n \right) & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3-14)$$

该阈值函数基于软阈值函数,并使用阈值与小波系数之比的指数作为调整因子;因此,可以在软阈值函数和硬阈值函数之间调整函数。然而,由于该因子是指数型的,因此处于调整过程中。有一定的难度,直接丢弃阈值以下的部分也会造成信息的丢失。

本节将传统的硬阈值函数和软阈值函数的优点与现代改进阈值函数的概念相结合,制作了阈值函数。通过增加调整因子来减少原始小波系数和估计小波系数之间常数数量的偏差,提出了一种新的改进的阈值去噪函数,其表达式如公式(3-15)所示:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} - \text{sign}(w_{j,k}) \frac{a\lambda}{w_{j,k}^2 - \lambda^2 + 1} & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ w_{j,k} - \text{sign}(w_{j,k}) \frac{aw_{j,k}^2}{\lambda} & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad 0 < a \leq 0.7 \quad (3-15)$$

为了证明改进小波函数的优点,分别对该函数的连续性、渐近性、偏差和去噪效果进行分析

(1) 连续性分析

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \hat{w}_{j,k} = \lambda - \frac{a\lambda}{\lambda^2 - \lambda^2 + 1} = (1-a)\lambda \quad (3-16)$$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \hat{w}_{j,k} = (1-a)\lambda \quad (3-17)$$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow (-\lambda)^+} \hat{w}_{j,k} = -\lambda + a\lambda = (a-1)\lambda \quad (3-18)$$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow (-\lambda)^-} \hat{w}_{j,k} = (a-1)\lambda \quad (3-19)$$

公式(3-16)至(3-19)证明了 $\hat{w}_{j,k}$ 在 λ 和 $-\lambda$ 处是连续的；因此，改进的小波阈值函数在区间 $(-\infty, +\infty)$ 内是连续的。

(2) 渐进性分析

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{\hat{w}_{j,k}}{w_{j,k}} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{w_{j,k} - \text{sign}(w_{j,k}) \frac{a\lambda}{w_{j,k}^2 - \lambda^2 + 1}}{w_{j,k}} = 1 \quad (3-20)$$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{\hat{w}_{j,k}}{w_{j,k}} = \lim_{w_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{w_{j,k} + \frac{a\lambda}{w_{j,k}^2 - \lambda^2 + 1}}{w_{j,k}} = 1 \quad (3-21)$$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} (\hat{w}_{j,k} - w_{j,k}) = w_{j,k} - \text{sign}(w_{j,k}) \frac{a\lambda}{w_{j,k}^2 - \lambda^2 + 1} - w_{j,k} = 0 \quad (3-22)$$

由公式(3-20)至(3-22)可以得出，改进阈值函数以 $\hat{w}_{j,k} = w_{j,k}$ 作为渐近线。

(3) 偏差分析

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} (\hat{w}_{j,k} - w_{j,k}) = \lim_{w_{j,k} \rightarrow +\infty} (w_{j,k} - \text{sign}(w_{j,k}) \frac{a\lambda}{w_{j,k}^2 - \lambda^2 + 1} - w_{j,k}) = 0 \quad (3-23)$$

$$\lim_{w_{j,k} \rightarrow -\infty} (\hat{w}_{j,k} - w_{j,k}) = \lim_{w_{j,k} \rightarrow -\infty} (w_{j,k} - \text{sign}(w_{j,k}) \frac{a\lambda}{w_{j,k}^2 - \lambda^2 + 1} - w_{j,k}) = 0 \quad (3-24)$$

由公式(3-23)、(3-24)可以得出，当 $\hat{w}_{j,k}$ 逐渐增加时， $\hat{w}_{j,k}$ 和 $w_{j,k}$ 之间的差异稳步减小，从而克服了软阈值函数中的固定偏差问题。

3.3.3 实验验证

为验证本节所提方法的有效性，通过呼吸频率测量实验进行验证。实验对象为一名 22 岁成年男性。实验分为两组，分别以 80 帧/秒和 90 帧/秒的速度拍摄。实验选取成年男性胸部表面图像的前向部分作为子图像获取的区域。

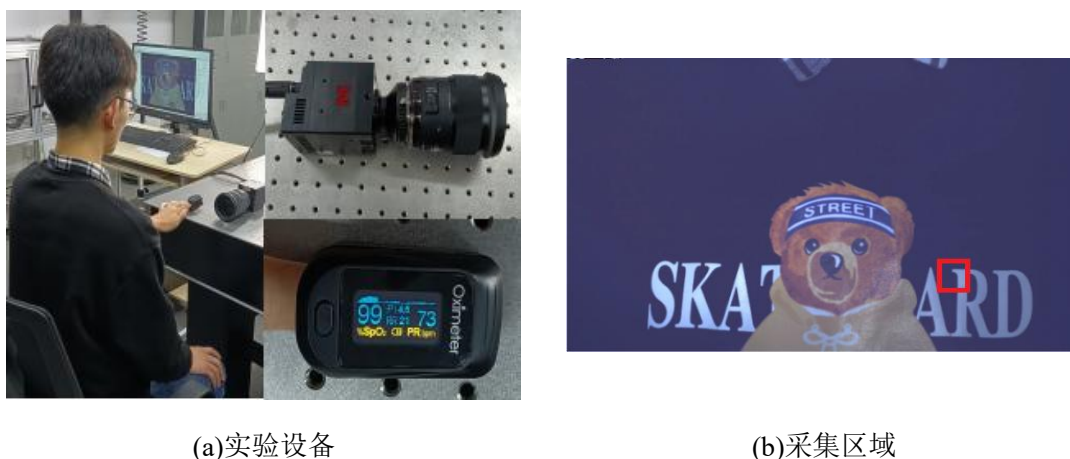


图 3-10 实验设备与采集区域

分别采用奇异值振动提取方法和本节所提的方法。提取实验对象呼吸时胸部表面的振动位移，并绘制位移曲线图，如图 3-11 所示。(a)显示了在 80fps 的相机帧速率下使用改进的小波方法去噪后的呼吸位移谱；(b)显示了在 90fps 的相机帧速率下使用改进的小波方法去噪后的呼吸位移谱。

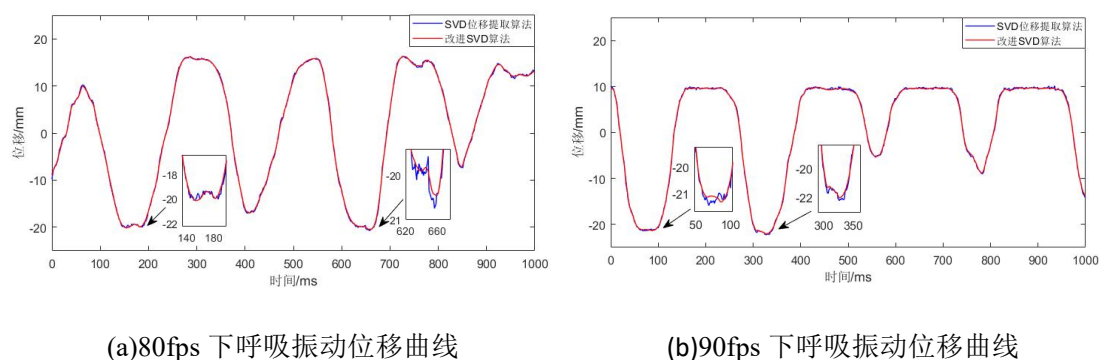


图 3-11 呼吸振动位移图

时域位移轨迹可以通过快速傅立叶变换转换到频域，处理后的呼吸信号将进行快速傅立叶变换。图 3-12(a)显示了当相机帧速率为 80fps 时的呼吸频率，此时 FDA 指夹式血氧计显示为 19Hz；(b)显示了当相机帧速率为 90fps 时的呼吸频率，此时 FDA 指夹式血氧计显示为 21Hz。通过分析频谱获得振动的频率，分析结果如表 3-4 所示。

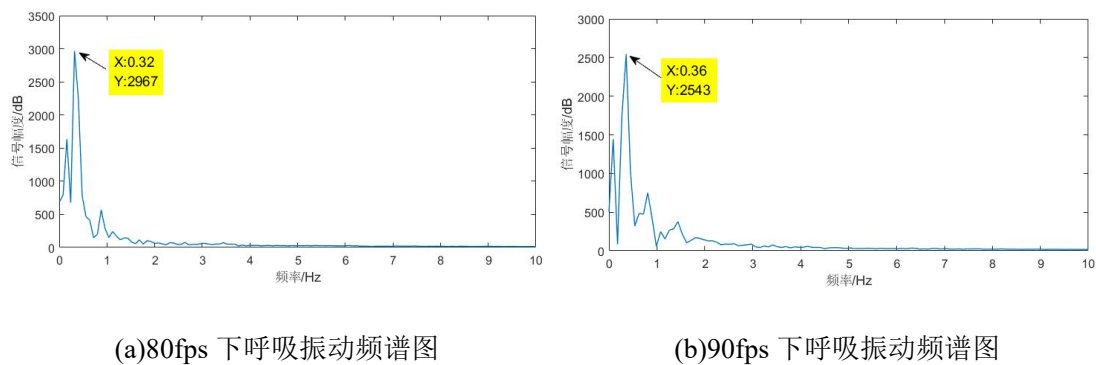


图 3-12 呼吸振动频谱图

由于本节所提方法所得结果为每秒的呼吸速率，FDA 指夹式血氧计所得结果为每分钟的呼吸频率。需要通过公式进行转换：

$$R = X \cdot 60 \quad (3-25)$$

式中，R 是每分钟的呼吸频率，X 是每秒的呼吸速率。

将计算结果与 FDA 指夹式血样计测量结果进行对比，对比结果如表 3-4 所示。

表 3-4 测量结果比较表

相机采集帧率（帧/秒）	手指夹血氧计（次/分钟）	改进 SVD 算法（次/分钟）	误差
80	19	19.2	1.05%
90	21	21.6	2.85%

根据表格中的数据显示，采用改进 SVD 方法得到的数据与 FDA 指夹式血氧计测量的结果高度吻合，证明了基于奇异值分析提取呼吸频率的方法是可行的。

3.4 本章小结

为了解决传统图像处理算法在高速视觉非接触测量领域处理速度不足，抗噪声和干扰能力弱等问题。本章结合特征点检测与追踪算法和图像匹配算法，提出改进 ORB 算法和结合小波去噪的 SVD 算法用于结构动态特性的高速视觉非接触测量。这两种算法克服了传统图像处理方法的复杂性，既确保了测量的准确性，又提升了测量效率，具有适用性广、高效率、强抗干扰能力的优势。

第4章 基于深度学习的高速视觉非接触测量方法研究

4.1 引言

上一章探讨了特征点检测和模板匹配方法在非接触测量领域的应用,并提出了两种高效的高速视觉非接触测量算法,这些算法能够适用于大部分结构动态特性测量场景。尽管如此,这些算法通常需要基于一定的假设条件,如亮度的一致性、小范围位移和空间连续性。这些假设在某种程度上限制了算法在现实环境下的适用性。近些年,随着深度学习在计算机视觉中的应用越来越广泛,目标检测的能力得到了显著提升。基于深度学习的目标检测算法在准确度上逐渐超越了传统算法,成为研究的新动向。通过搭建深度卷积神经网络,并对专门的目标检测数据集进行创建、标注和训练,可以获得的模型在处理尺度变换、光照条件、视角变化和遮挡问题时,都能保持高度的检测准确性。

本章将基于 YOLOv5 深度学习算法,提出一种适用于结构动态特性非接触测量算法,并对桥梁模型进行结构动态特性进行测量,以达到高精度、强适用性的结构动态特性非接触测量效果。

4.2 YOLOv5 算法概述

4.2.1 YOLO 算法

YOLO (You Only Look Once) 算法的发展历程是深度学习领域目标检测技术进步的缩影。2016 年,Redmon 等^[66]提出了 YOLOv1 模型,这是一个将目标检测视为回归问题来处理的开创性工作。通过将输入图像分割成多个网格,预测每个网格中的目标存在性、位置和类别信息,YOLOv1 能够快速进行目标检测。然而,其在准确度方面存在不足,特别是在处理复杂场景、小目标检测以及需要固定大小输入的情况下。

紧接着在 2017 年,Redmond 和 Farhadi 基于 YOLOv1 做出改进,推出了 YOLOv2 模型。通过引入批量标准化、利用高分辨率样本进行模型微调,以及采用锚框和卷积进行预测,YOLOv2 在保持快速检测的同时,提高了模型的精确度和鲁棒性。

2018 年，YOLOv3 模型由 Redmon 和 Farhadi 共同提出。该版本采用了 Darknet-53 作为特征提取网络，并引入了特征金字塔结构（FPN），在三个不同尺度的特征图上进行预测，进一步增强了模型的精度和适应性。

到了 2020 年，Bochkovskiy 等提出的 YOLOv4，对网络结构进行了改进，引入了 CSP 模块优化特征图的连接，使用 CIoU Loss 损失函数提升对不同形状和尺寸目标的适应性，从而提高了检测的准确度。

同年，Ultralytics 的 Glen Jocher 提出了 YOLOv5，该版本通过在网络输入端嵌入锚框运算功能，使用 Focus 结构和 CSP 结构减少计算量和加强特征融合，显著提高了模型的性能。

2022 年，美团推出的 YOLOv6 专为工业应用设计，引入了更高效的 EfficientRep 作为主干网络，并通过 Rep 和 PAN 结构进行特征融合，优化了检测头的设计，实现了速度与精度的良好平衡。

同年，Bochkovskiy 等推出了 YOLOv7，该模型引入了高效的 E-ELAN 长程注意力网络扩展，并采纳了基于层次的模型扩展策略，同时设计了新的标签分配方法，进一步提高了性能。

2023 年，Ultralytics 推出了 YOLOv8，其对模型的骨干网络和 Neck 部分进行了优化，采用梯度流更丰富的 C2f 结构，改进了 Head 部分的结构，引入了新的 Loss 计算策略，使得 YOLO 算法的性能得到了大幅提升。

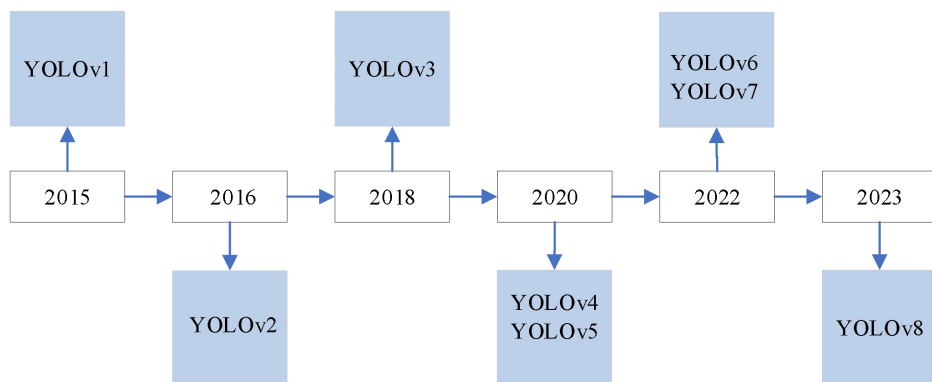


图 4-1 YOLO 算法的发展历程

4.2.2 YOLOv5 算法原理

由 YOLO 算法的发展历程可以看出，YOLO 算法在目标检测领域取得了显

著的成就。YOLOv5 可以在保证较高检测准确率的同时，保持快速的处理速度。而后续的 YOLOv7 和 YOLOv8 等版本，虽然展现了更高的精确度和更好的泛化能力，但这种提升往往以牺牲一定的运算速度为代价。综合本文所研究的结构动态特性测量对运算速度方面有较高的要求，本节将运用 YOLOv5 算法实现结构动态特性的测量。

YOLOv5 包含 YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l, YOLOv5x 等四个模型。这四个模型的网络结构相同，针对不同检测任务对检测精度及检测速度需求的不同，对深度系数 `depth_multiple` 和宽度系数 `width_multiple` 进行调整。其结构图如图 4-2 所示。

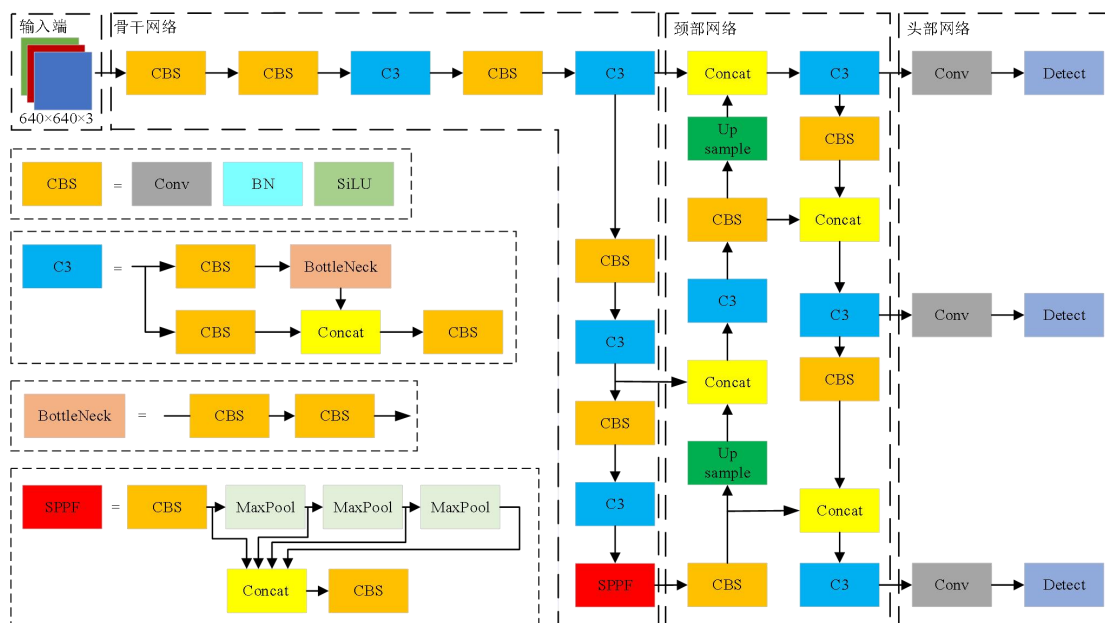


图 4-2 YOLOv5s 网络结构图

(1) 输入端

输入端包括三个核心部分：Mosaic 数据增强、自适应图片尺度调整、自适应锚框尺寸计算。与 YOLOv4 相同，YOLOv5 的输入端也利用了 Mosaic 技术进行增强数据，通过随机裁剪、缩放和组合 4 张图片，既增加了监测数据集的丰富性，提高了模型对于各种尺度目标的检测能力，尤其对小目标的识别表现出色，也降低 GPU 的计算负担，提升了模型的通用性，与本文对小目标结构特征的检测需求高度契合；YOLO 系列算法通常需要将输入图像调整至统一尺寸，本章所用图片标准尺寸为 YOLO 算法中最为常用的 $640 \times 640 \times 3$ 。在训练前，根据数据集特点设定初始的锚框尺寸，YOLOv5 的默认锚框尺寸已达到较好的效果，因此，

本章将使用初始锚框尺寸。模型通过在基础锚框上进行训练，生成预测框，并与真实框进行比较，根据误差值反向更新，迭代调整网络参数以优化模型性能。

（2）骨干网络

骨干网络包含 Focus 结构和 CSP 结构。Focus 模块是 YOLOv4 中未包含的新模块，其结构如图 4-3 所示，该结构的核心是切片操作。具体来说，输入尺寸为 $640 \times 640 \times 3$ 的图像首先经过 Focus 模块的切片操作，被分割为 4 张 $320 \times 320 \times 3$ 的子图像，再通过 Concat 对 4 张切片进行深度拼接，得到 $320 \times 320 \times 12$ 的特征图，接下来进行一次 64 个卷积核操作，输出尺寸为 $320 \times 320 \times 32$ 的新特征图。最终，通过 CBL 模块进行批量归一化处理（BN）和 Leaky Relu 激活函数分析输出结果，CBL 结构如图 4-4 所示。

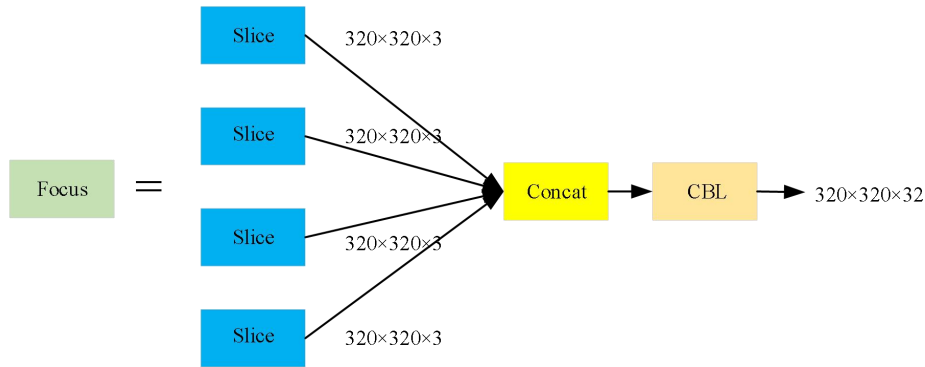


图 4-3 Focus 结构

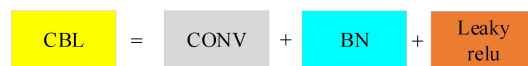


图 4-4 CBL 结构

YOLOv5 中的 CSP 结构借鉴了 YOLOv4 的 CSPNet 结构，不同的是 YOLOv5 在骨干网络和颈部网络中分别采用了两种不同的 CSP 结构：CSP1__X 和 CSP2__X。CSP1__X 结构主要应用于骨干网络中，而 CSP2__X 结构主要应用于颈部网络中。二者具体结构如图 4-5 所示。

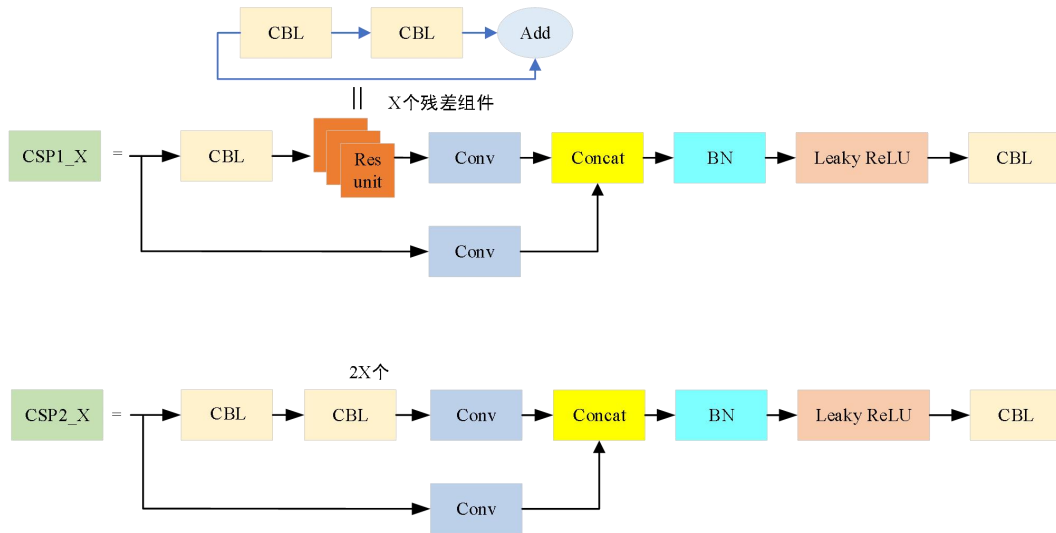


图 4-5 CSP1_X、CSP2_X 结构

YOLOv5 采用 CSPDarknet 作为骨干网络,以提取输入图像的特征,有效减少了梯度信息的重复,降低了计算量,减少了模型参数,从而提高了计算效率并保持了模型的准确性。

(3) 颈部网络

在深度学习模型中,颈部网络位于骨干网络和头部网络之间,起到连接和转换的作用。骨干网络主要用于抽取图像特征,输出的特征图往往维度较高。相对地,头部网络需要较低维度的数据来执行分类与定位任务。因此,颈部网络的角色是对特征图进行降维和优化处理。

YOLOv5 的颈部网络融合了 FPN+PAN 的结构,其结构如图 4-6 所示。FPN 通过自顶而下的路径和上采样操作实现不同尺度特征的融合,为预测提供多尺度的特征图。而 PAN 则通过自底向上的方式强化定位相关的特征传递。FPN 和 PAN 的结合为模型引入了自下而上的路径增强,让高层次的特征图能够获得低层次特征的空间信息,从而改善了对大尺寸物体的检测性能。

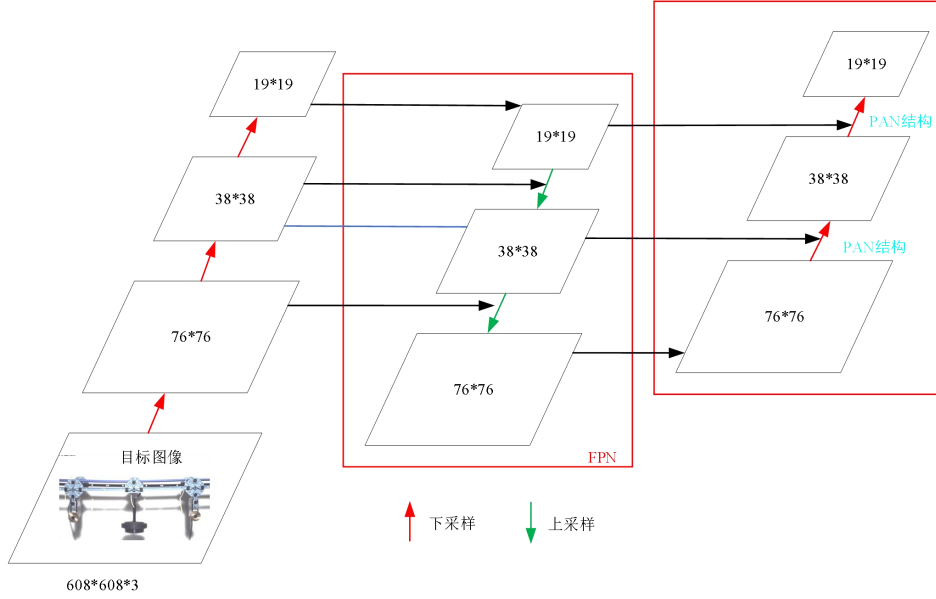


图 4-6 FPN+PAN 结构

(4) 头部网络

头部网络是 YOLOv5 模型的最终检测与输出环节，主要任务是对骨干网络提炼的特征信息，在颈部网络经过整合与优化处理后，进行分类识别和结果预测。这一过程涵盖了边界框的损失计算和非极大值抑制（NMS）。在 YOLOv5 中，GIOU_Loss 被用作损失函数，有效地解决了边界框不相交的情况。处理目标检测的预测结果时，对多个重叠的目标框进行筛选，使用加权 NMS 以确保最终得到的是最准确的目标框。

CIOU_Loss 作为边界框损失函数的一种，是 DIOUS 损失函数的进一步改进，DIOU 损失函数通过计算真实框与预测框中心点距离的平方 S 与包围两框的最小闭合区域对角线长度平方的比例来评估预测框的准确性，其具体公式为：

$$CIOU_Loss = 1 - CIOU = 1 - \left(IOU - \frac{d^2(b, b^{gt})}{d_c^2} - \frac{v^2}{(1 - IOU) + v} \right) \quad (4-1)$$

式中，IOU 表示目标框与真实框交集与并集面积的比值， $d^2(b, b^{gt})$ 表示真实框与预测框中心点距离的平方， d_c^2 表示真实框和预测框两者中最小框 C 对角线长度平方。

在此基础上，CIOU_Loss 还考虑了预测框与真实框的长宽比例差异，引入了一个归一化的比例差异 v ，其计算公式为：

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w^p}{h^p} \right)^2 \quad (4-2)$$

4.3 改进 YOLOv5 算法

上一节介绍了 YOLOv5 算法的原理、结构和性能特点。但对于目标类别较少的检测任务，YOLOv5 算法的网络结构过于复杂，计算量偏大，无法满足实际场景中的应用。

本节将基于 ShuffleNet 轻量化网络^[67]对 YOLOv5s 模型进行改进和优化，通过对算法的结构和参数进行调整和精简，减少模型的计算复杂度和内存占用，提高算法的实时性能和适用性。改进后的网络结构如图 4-7 所示。

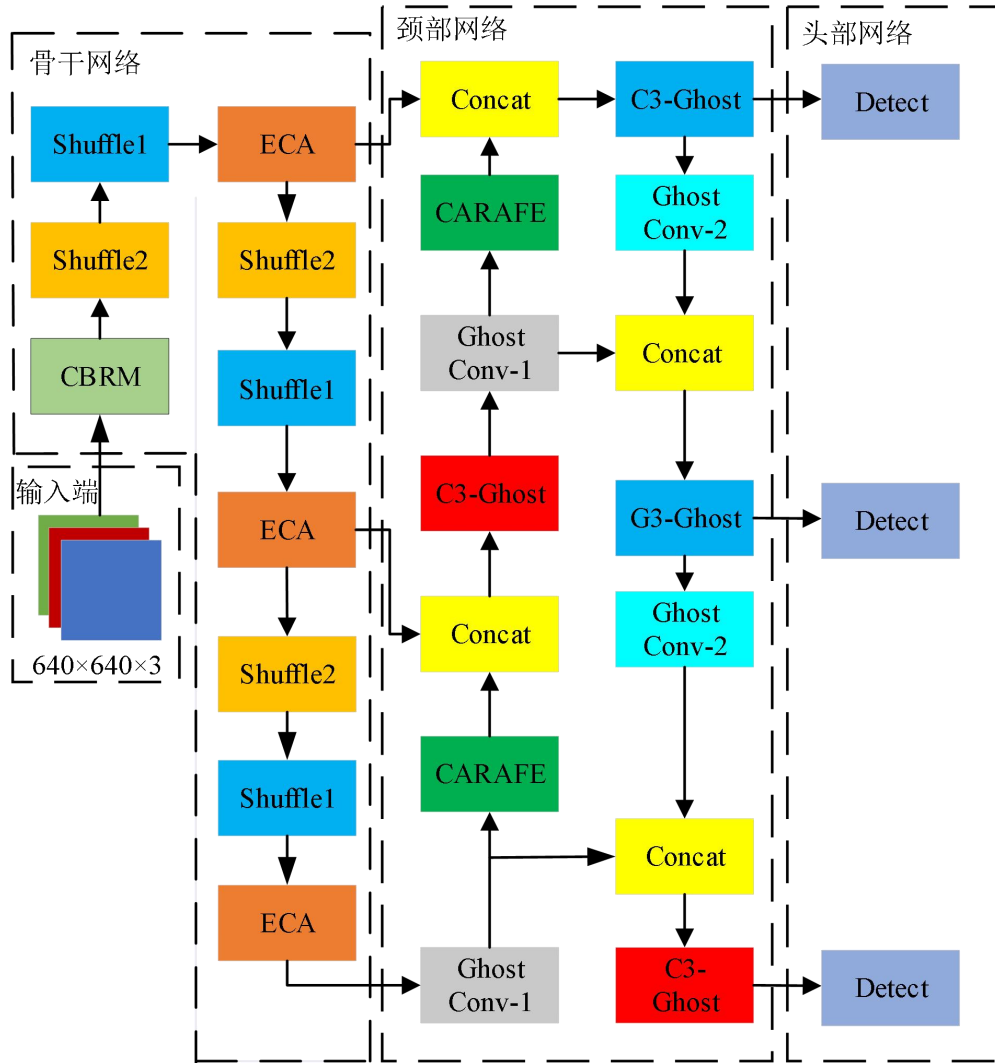


图 4-7 改进后 YOLOv5s 的网络结构

4.3.1 改进骨干网络

YOLOv5 原有骨干网络为 CSPDarkNet53，其较大的参数量和计算复杂度可能限制了在目标类别较少环境下的应用。为了满足检测准确性与模型轻量化,本节将基于轻量化网络 ShuffleNetV2 改进 YOLOv5 的主干网络。

首先在网络第一层增加 CBRM 结构，替代原结构中的 Fcous 层，对输入图像做一次卷积、批量归一化、最大池化和激活操作，然后采用 ShuffleNetv2 的基础模块和下采样模块，形成新的主干网络结构。



图 4-8 CBRM 模块结构

为了获取较高的模型容量和效率，ShuffleNetV2 的作者提出了四条指导原则：

(1) 等通道宽度最小化内存访问成本：当输入和输出的特征矩阵通道相同时，可以最大程度地节省内存访问时间；

(2) 过多的组卷积增加内存访问成本：分组卷积使用过多，会增加内存访问的时间，影响模型的效率；

(3) 避免网络碎片化：模型的分支越少，推理速度通常越快；反之，分支越多，推理速度通常越慢。

(4) 元素操作影响不可忽略：逐元素的操作会带来较多的内存访问消耗时间，应尽可能地减少逐元素的操作。

根据这四条指导原则，作者设计出了 ShuffleNetV2 轻量化网络模型，并根据采样时 DWConv 模块采用的不同步长，分别定义了 Shuffle1 和 Shuffle2 两种模块，如图 4-9 所示。

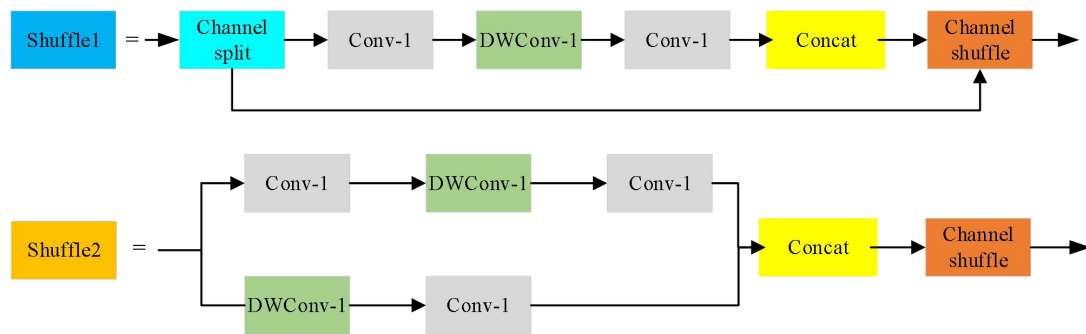


图 4-9 ShuffleNetV2 网络结构图

在 Backbone 中，引入 ECA 机制^[68]以提升骨干网络抽取的特征质量，随后将

这些增强后的特征传递到颈部网络的 FPN 结构中进行特征整合。当前，注意力机制的种类繁多，但 ECA 机制在跨通道特征交互方面表现出色。如图 4-10 所示，ECA 机制先对输入的特征图施行全局平均池化，然后利用尺寸大小为 K 的一维卷积来探究平均特征图中各通道间的相互关系。接着，通过 Sigmoid 函数计算得到这些特征关系的权重。ECA 机制的作用是通过将计算出的权重与原始特征图相乘，旨在强化有效特征同时抑制无效特征。

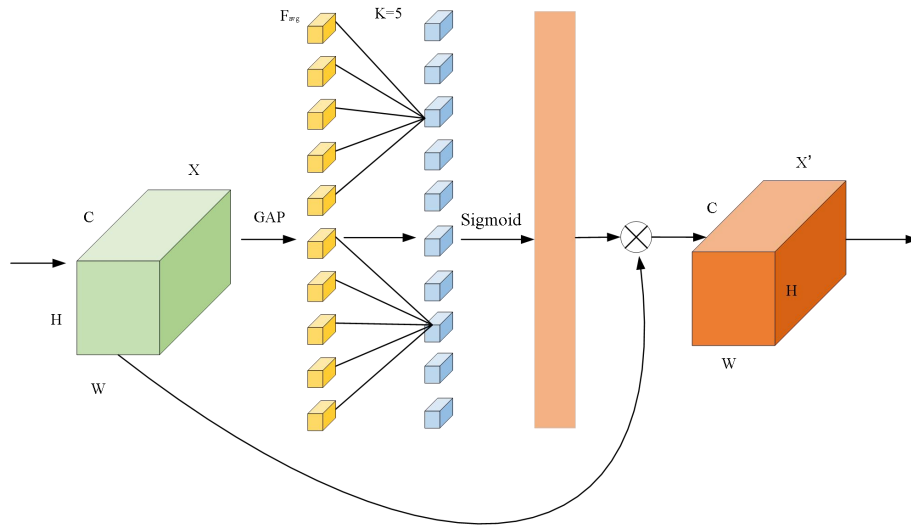


图 4-10 ECA 机制结构

4.3.2 改进颈部网络

颈部网络采用 GSConv 模块对原始 YOLOv5 颈部结构中的卷积层进行改进，以提高网络的参数效率和计算速度。此外，通过 VoV-GSCSP 模块替代 YOLOv5 中的 C3 结构，旨在通过引入分组可分离卷积和交叉阶段部分连接以增强特征的提取和传递，进一步优化模型性能。在上采样方面，使用轻量化上采样算子 CARAFE，在扩大感受野的同时，通过动态学习上采样核的方式，有效降低模型的参数量和计算量，提高上采样的精度和效率。

GSConv 模块结构如图 4-11 所示，主要由 Conv 模块、DWConv 模块、Concat 模块和 Shuffle 模块组成。

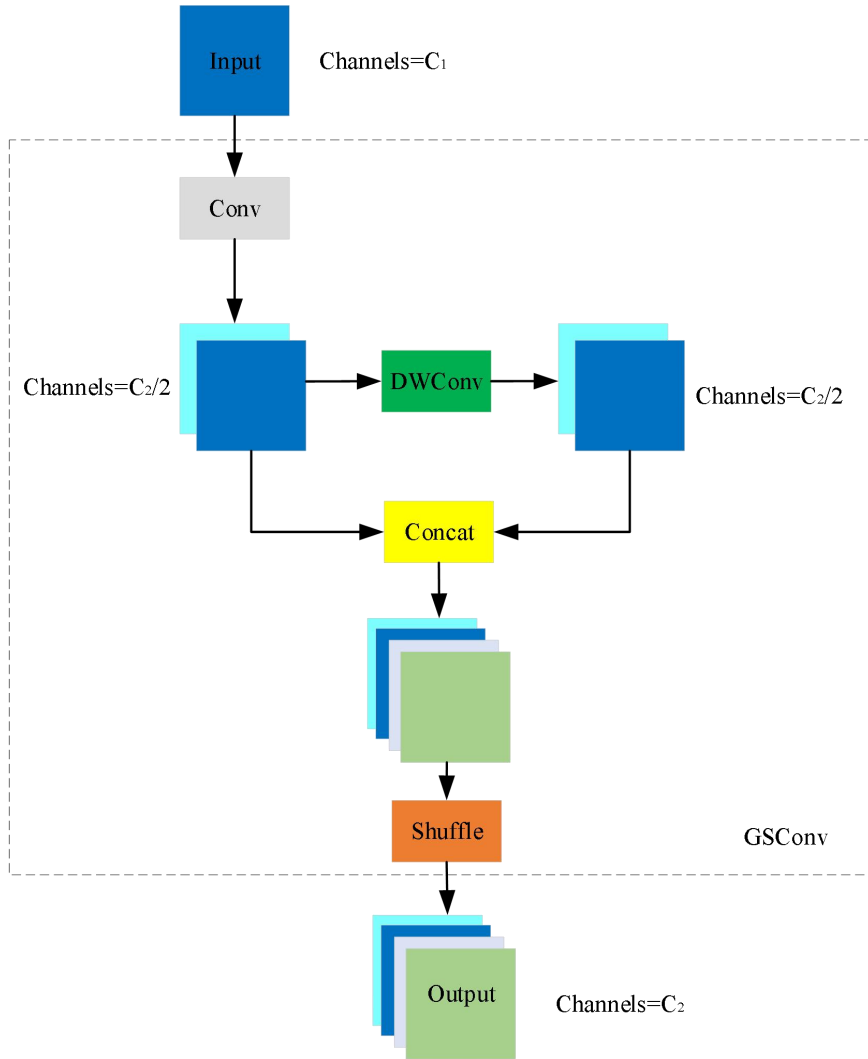


图 4-11 GSConv 模块结构图

假设输入特征图通道数为 c_1 ，目标特征图的通道数为 c_2 。首先，通过标准卷积操作处理输入特征图，生成通道数为 $c_2/2$ 的特征图；随后，应用深度可分离卷积操作，产生另一个通道数为 $c_2/2$ 的特征图；之后，将这两组特征图通过 Concat 操作进行拼接，形成通道数为 c_2 的合并特征图；最终，通过通道混洗操作实现特征图的优化重组，输出最终的目标通道数特征图。

GSConv 模块结合了深度可分离卷积结合与标准卷积的优势，利用深度可分离卷积减少计算复杂度，同时借助标准卷积弥补深度可分离卷积在特征提取和融合能力上的不足，从而提升模型的识别精度。

YOLOv5 的骨干提取特征网络 C3 模块，在训练中参数较多，在实时性要求较高的场所会受到限制；VoV-GSCSP 是一种集成式的聚合模块，它在 Neck 中取代了 C3 模块，以实现模型的轻量化和加速推理过程。该模块主要包括 Conv 层

和 GSBottleneck 模块，其网络架构如图 4-12 所示。其工作原理是：将输入的特征图按通道分成两个通道组，一组通过标准卷积进行特征提取，另一组则利用 GSConv 构成的 GSBottleneck 结构进行更精细的特征提取工作。接着，将这两组特征图进行合并，以捕获更加丰富的特征信息。最终，通过 Conv 层完成特征之间的跨通道融合。VoV-GSCSP 的网络结构简化了设计，旨在在确保适当精度的同时，减少计算复杂度和网络结构的复杂性。

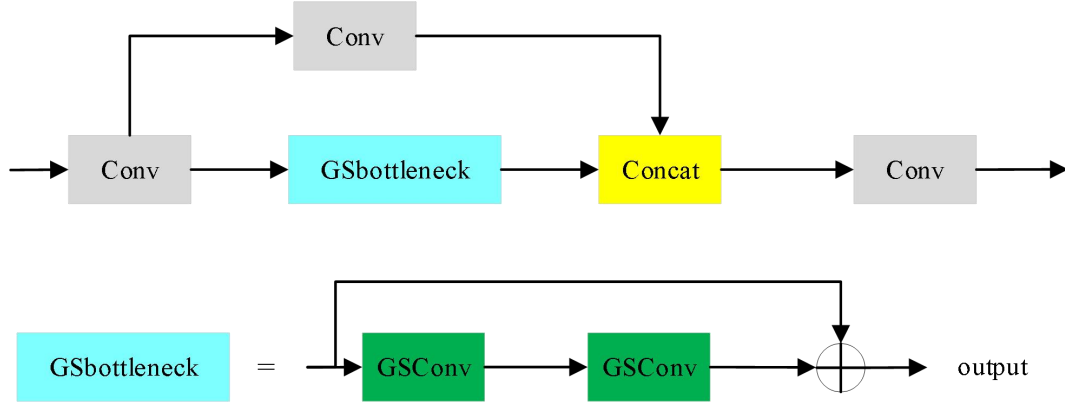


图 4-12 VoV-GSCSP 模块结构图

颈部网络不仅采用轻量级且效率更高的 GSconv 模块，还使用 CARAFE（Content-Aware ReAssembly of FEatures）上采样算法^[69]取代了传统的最近邻插值上采样方法。CARAFE 能在较宽的感受野中集成上下文信息，并对特定特征进行内容感知，动态生成适应性内核以优化上采样过程。此外，CARAFE 还具备轻量级和快速处理的优点。CARAFE 由上采样核预测模块和特征重组模块组成，如图 4-13 所示。在第一阶段，输入尺寸为 $H \times W \times C$ 的特征图 X 首先被压缩通道数至 C_m ，接着通过内容编码器处理后得到 $H \times W \times \sigma^2 \times k_{up}^2$ 的特征图，其中 σ 为上采样倍率，其大小的选择需要考虑到实际应用的需求。然后展开成 $\sigma H \times \sigma W \times k_{up}^2$ 特征图，并通过 Softmax 归一化，生成上采样预测核；在第二阶段，上采样预测核根据位置被展开成 $K_{up}^2 \times K_{up}^2$ 的子特征层，随后与输入特征层的对应位置进行逐点乘法操作，最终得到 $\sigma H \times \sigma W \times C$ 输出特征图 X' ，完成上采样过程。

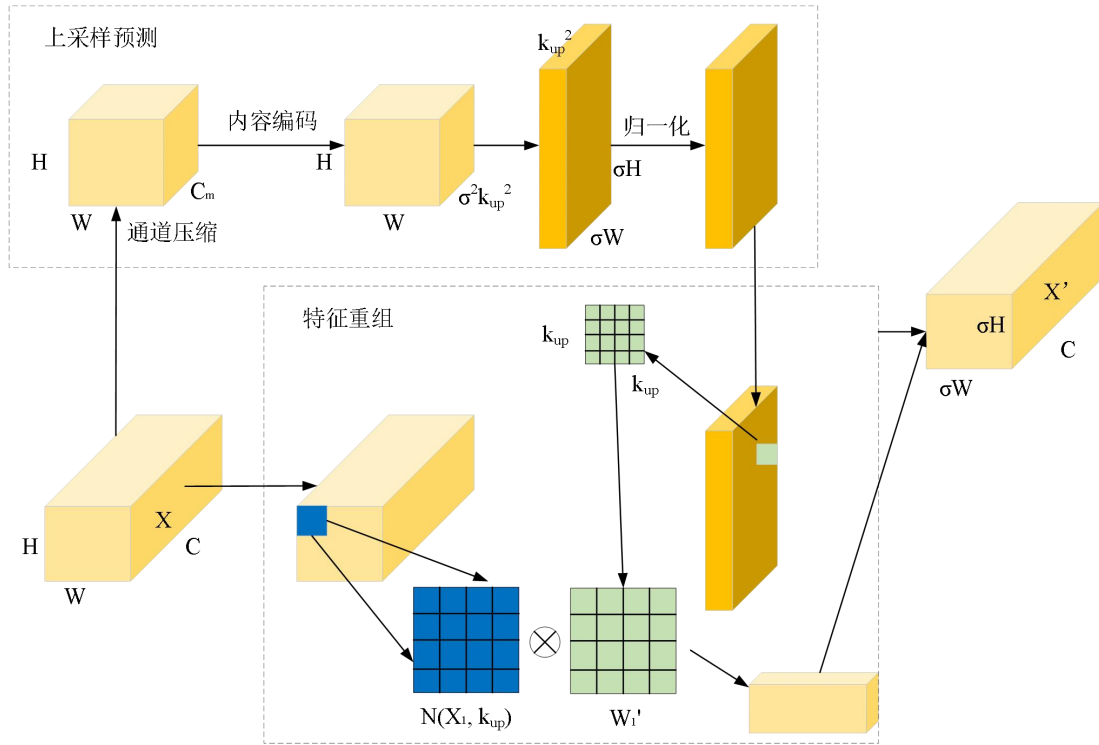


图 4-13 CARAFE 上采样算子结构图

4.4 图像数据训练

通过以上算法原理的阐述，采用 YOLOv5 深度学习算法需要对图像数据进行训练。本节选用桥梁模型振动视频数据集进行训练，具体测试环境如表 4.1 所示。

表 4-1 图像训练环境

设备（软件）	型号（版本）
显卡	Nvidia RTX2060
显存	6GB
Pytorch	1.7.1
CUDA	10.1
Python	3.9

在 Pycharm 的开发环境下进行模型训练，设置批处理大小为 8。数据集主要由高速摄像机捕获的各种环境下的视频帧组成，通过 Labelme 工具对图像中的目标进行了标记。整个模型训练过程持续了 300 个训练周期。

本节内容使用 Labelme 工具进行图像目标的标记工作，其软件界面如图 4-14

所示。本节在进行目标标注时，主要对桥梁模型结构的圆形连接部分进行精确的框选标注，并以此生成相应的 JSON 格式的标注文件。完成标注后，借用 labelme 提供的脚本工具，将这些 JSON 标注文件批量转换为机器学习模型训练所需的数据格式，最后导入 PyCharm 开发环境中，进行后续的图像预处理以及模型的训练等步骤。

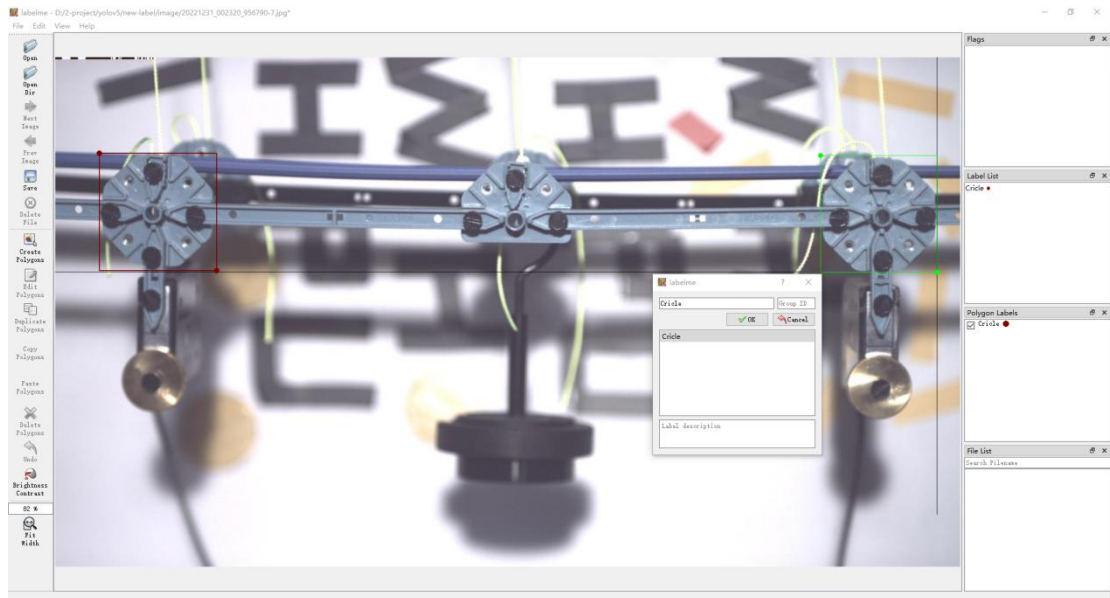


图 4-14 Labelme 标注界面

4.5 实验验证

为验证本节所提算法的有效性，利用桥梁模型振动实验进行验证。实验选用 PASCO EX-5548 系杆拱桥模型，如图 4-16 所示。拱桥长度约 280 厘米，高度约 90 厘米，配有一个 PASCO 850 通用接口，用于发出和接收振动信号；一个振动源，根据 850 通用接口发出的信号，产生相应频率的振动；同时在桥梁上每隔 40 厘米处放置一个 PASCO PS-2200 加速度传感器，用于监测该位置的振动信息，并将数据实时反馈至 850 通用接口。



图 4-16 PASCO EX-5548 系杆拱桥模型

通过 PASCO Capstone 软件设置 850 通用接口发出 20Hz 正弦波信号，使振动源产生频率为 20Hz 的振动。利用高速相机对振动过程进行记录，高速相机选用分辨率为 1920×280 ，帧率为 500fps。



图 4-17 PASCO Capstone 软件操作界面

利用本节所提改进 YOLOv5 算法对其进行结构动态特性测量，测量过程中

将系杆拱桥模型中圆形连接块做为监测目标进行检测，检测效果如图 4-18 所示。

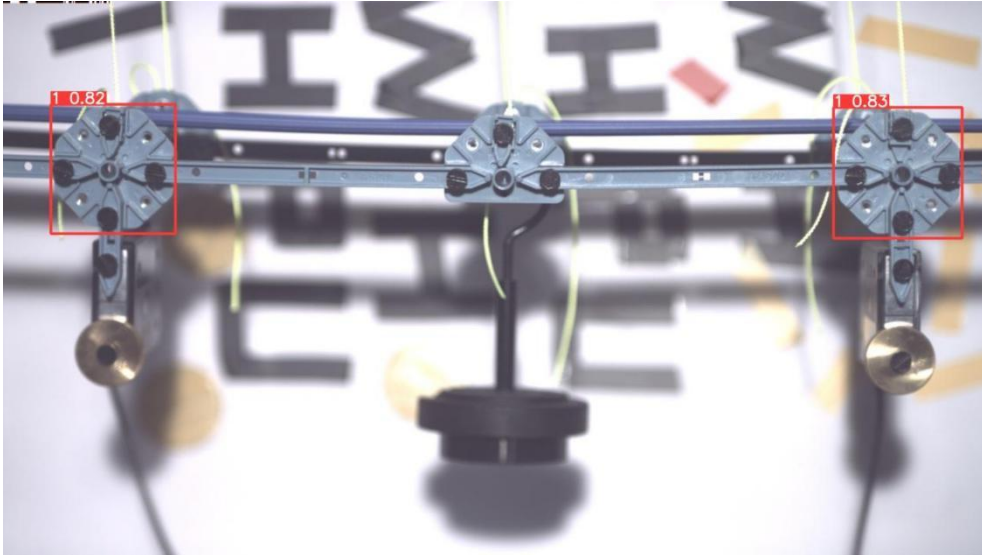


图 4-18 改进 YOLOv5 算法检测效果

根据改进 YOLOv5 算法检测结果，得出圆形连接块中心点坐标，并根据其绘制位移曲线。再通过快速傅里叶变换，将时域位移数据转换为频域数据，得到频谱图，分析频谱图即可得出振动频率。

4.5.1 消融实验及结果

为了验证改进算法中各改进模块的有效性，以 YOLOv5s 为基准进行消融实验，实验结果如表 4-2 所示。

表 4-2 消融实验结果对比图

组号	YOLOv5s	ShuffleNetV2	ECA	GSConv+ VoV-GSCSP	CARAFE	mAP(%)	FLOPs(G)
1	✓					95.82%	16.3
2	✓	✓				93.51%	8.2
3	✓	✓	✓			94.23%	8.2
4	✓	✓	✓	✓		95.36%	7.6
5	✓	✓	✓	✓	✓	97.20%	7.9

通过第 1 组和第 2 组对比可见，替换为 ShuffleNetV2 骨干网络后，模型的 FLOPs 约减少了 50%，而 mAP 也降低了 2.31%。表明轻量化骨干网络会提升模型的运算速度，但也会降低模型的检测精度。

由第 2 组和第 3 组对比可知, 向骨干网络中加入 ECA 注意力机制能够提升模型的检测精度, 同时不会显著增加计算量。

从第 3 组和第 4 组对比可以发现, 映入 GSConv 和 VoV-GSCSP 模块不仅能够提高网络的精度, 也有助于降低模型的 FLOPs。

第 4 组和第 5 组的对比表明, 采用 CARAFE 轻量化上采样模型增加了感受野并提升了检测精度, 虽然增加了一定的计算量, 但相比于原始算法, 整体效能仍得到显著提升。

最终, 相比于原始算法, 改进 YOLOv5 算法的 mAP 提高了 1.38%, FLOPs 减少了 51.53%, 检测精度与计算速度都优于原始 YOLOv5s 算法。

4.5.2 对比实验及结果

为了验证改进算法在结构动态特性测量中的准确性, 将所测结果与 PASCO PS-2200 传感器所测数据进行比对, PS-2200 传感器数据界面如图 4-19 所示, 对比数据如图 4-20(a)、(b)所示。同时, 为了验证改进算法在精度和速度上相较原始算法的优势, 在对比实验中加入 YOLOv5s、YOLOv5x、YOLOv7 等算法, 对比数据如图 4-20(c)-(h)所示。

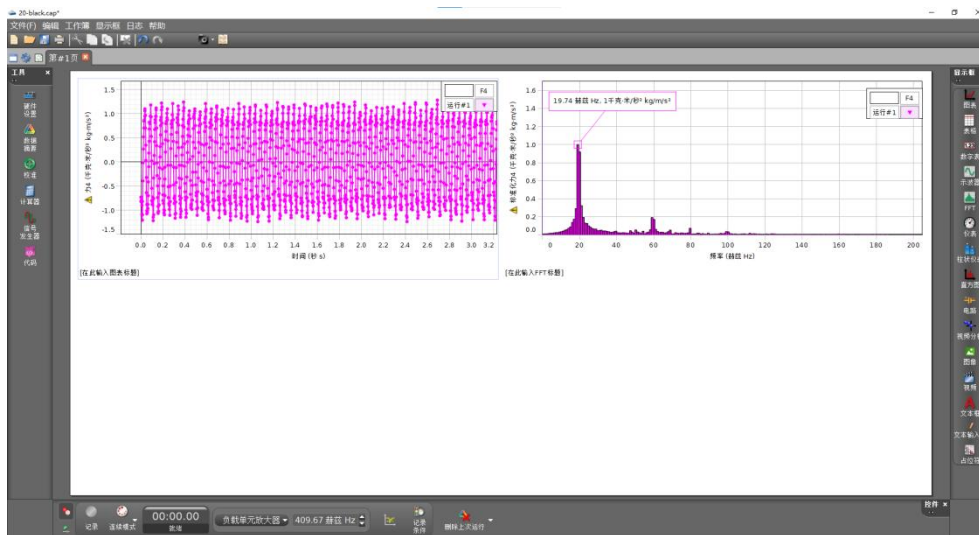


图 4-19 PS-2200 传感器数据界面

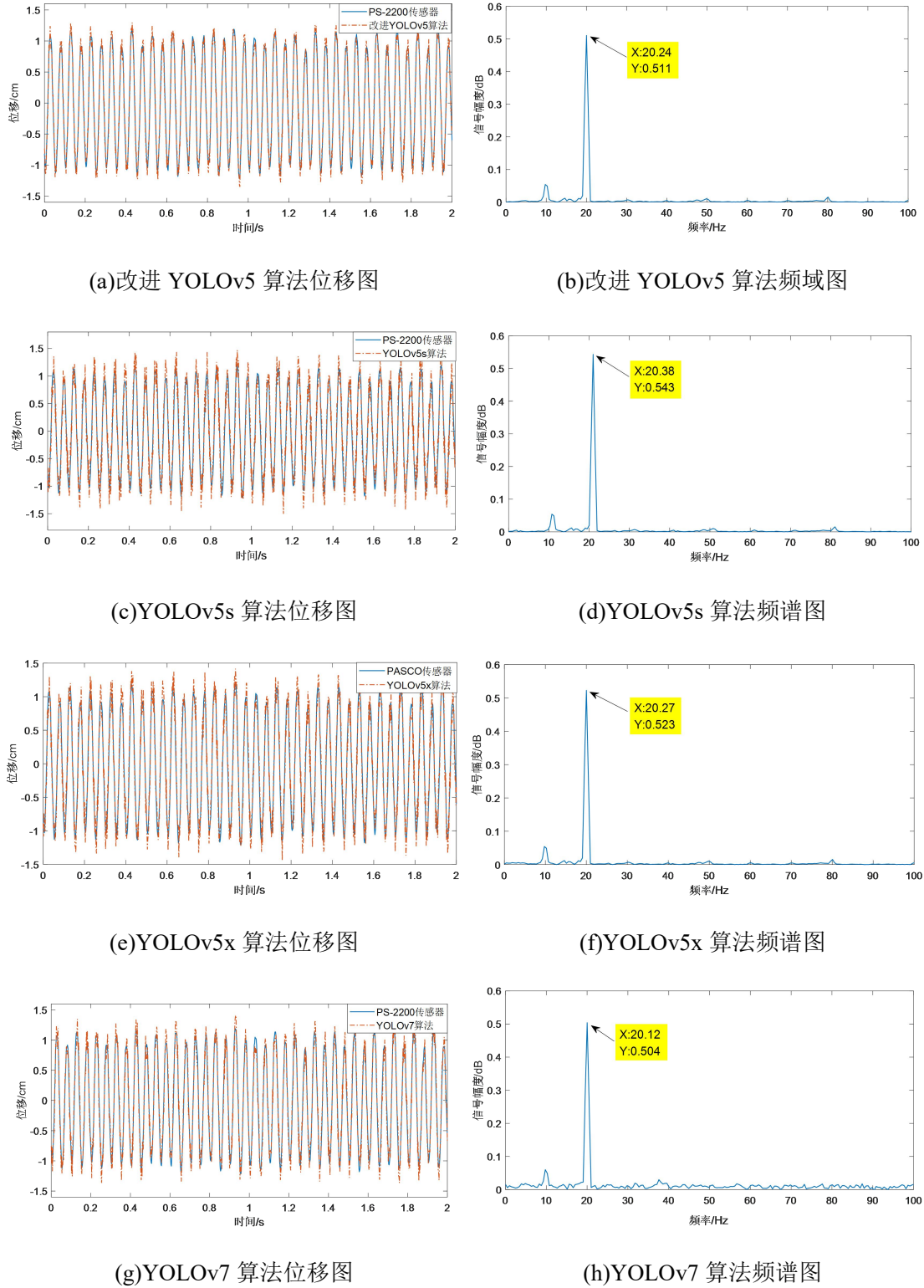


图 4-20 各类算法所得数据

根据所得位移数据和频率数据，利用均方根误差计算，得出各算法所测数据与 PS-2200 传感器所测数据直接的误差，误差情况如表 4-3 所示。

表 4-3 各算法实验数据对比

算法	位移误差 (%)	频率误差 (%)	计算速度 (FPS)
YOLOv5s	5.23%	3.24%	35.4fps
YOLOv5x	4.28%	2.68%	29.6fps
YOLOv7	3.16%	1.93%	32.6fps
改进 YOLOv5	3.81%	2.53%	40.2fps

根据表 4-3 中的数据可以得出，测量精度方面，YOLOv7 算法精度最高，改进 YOLOv5 算法其次，YOLOv5s 算法精度最低。而计算速度方面，改进 YOLOv5 算法速度最快，YOLOv5x 算法速度最慢。

在结构动态特性测量领域，测量精度和实时性是两个关键的考量因素。尽管 YOLOv7 算法在测量精度上表现出更高水平，然而，改进 YOLOv5 算法与之相比，虽然精度略有差异，但改进 YOLOv5 算法却具备更快的速度。考虑到实时性对于结构动态特性测量的重要性，在精度相近的情况下，改进 YOLOv5 算法更为适用。其快速的计算速度可以更好地满足实时性的需求，从而在实际应用中具有更大的潜力和优势。

4.6 本章小结

本章将深度学习方法引入结构动态特性测量中，通过 YOLOv5 算法实现了桥梁模型结构动态特性的测量。并针对 YOLOv5 算法在目标类别较少的检测任务中，网络结构过于复杂，计算量偏大等问题。提出基于 ShuffleNetV2 轻量化网络对 YOLOv5s 进行改进。改进后的算法在确保精度的情况下，大幅降低了模型的计算量，为结构动态特性实时监测提供了可能。

第 5 章 高频振动实验与验证

5.1 引言

之前的章节已经深入探讨了本文所提算法在结构动态特性测量中的可行性,但所进行的实验主要集中于一些较低频率情况下的测量。然而,现实生活中存在着许多高频振动现象,这些振动中蕴含着丰富的信息,可以反映物体的微小变化、结构的微观运动以及局部特性,在结构动态特性分析领域具有重要的应用价值。但由于其频率高,振幅小的特点,往往不易被肉眼发现。近年来,随着运动放大技术的发展,使得视频中微小变化得以放大呈现,也使高频情况下的结构动态特性非接触测量成为可能。

本章将利用运动放大技术,针对不同环境下的桥梁模型的高频振动进行放大,以验证之前章节所提出的一系列算法在高频环境下的可行性。通过对实验结果的分析与对比,验证算法在高频情况下的有效性,并进一步评估了不同算法在各种环境中的适用程度。

5.2 运动放大理论

由于高频振动曾在振动频率高、振动幅度小的特点,往往不易被肉眼所察觉。为了能直观地看到微小的运动, Liu^[70]等提出了视频运动放大方法,通过视频运动放大方法对视频图像中的微小运动进行放大处理,从而获取有价值的信息。本节将以简单一维小位移运动的图像信号的一阶泰勒展开式为例,对线性欧拉视频放大进行具体阐述。

假设函数 $I(x,t)$ 表示一维图像信号在位置为 x 、时间为 t 时亮度,则 I 与 x,t 的关系可以表示为:

$$\begin{cases} I(x,0) = f(x) \\ I(x,t) = f(x - \delta(t)) \end{cases} \quad (5-1)$$

式中, $\delta(t)$ 为微小运动,则 $I(x,t)$ 可以通过一阶泰勒展开近似表示为:

$$I(x,t) \approx f(x) - \delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (5-2)$$

令：

$$B(x,t) \approx -\delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (5-3)$$

式中， $B(x,t)$ 为输入信号中的微小运动。

再对微小运动进行 α 倍放大，并重构回 $I(x,t)$ 中，得：

$$\tilde{I}(x,t) = I(x,t) + \alpha B(x,t) = I(x,t) - \alpha \frac{\partial f(x)}{\partial x} \delta(t) \quad (5-4)$$

则放大重构后的信号可以表达为：

$$\tilde{I}(x,t) = f(x - (1 + \alpha)\delta(t)) \approx f(x) - (1 + \alpha) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \delta(t) \quad (5-5)$$

将放大后的输入信号用其一阶泰勒级数逼近：

$$\begin{aligned} \tilde{I}(x,t) &= I(x,t) - \alpha \frac{\partial f(x)}{\partial x} \delta(t) \\ &\approx f(x) - \frac{\partial f(x)}{\partial x} \delta(t) - \alpha \frac{\partial f(x)}{\partial x} \delta(t) \\ &= f(x) - (1 + \alpha) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \delta(t) \end{aligned} \quad (5-6)$$

对比公式(5-5)和公式(5-6)，只要 $(1 + \alpha)\delta(t)$ 足够小，即可认为两式相等。图

5-1 表示正弦信号的放大与逼近过程。

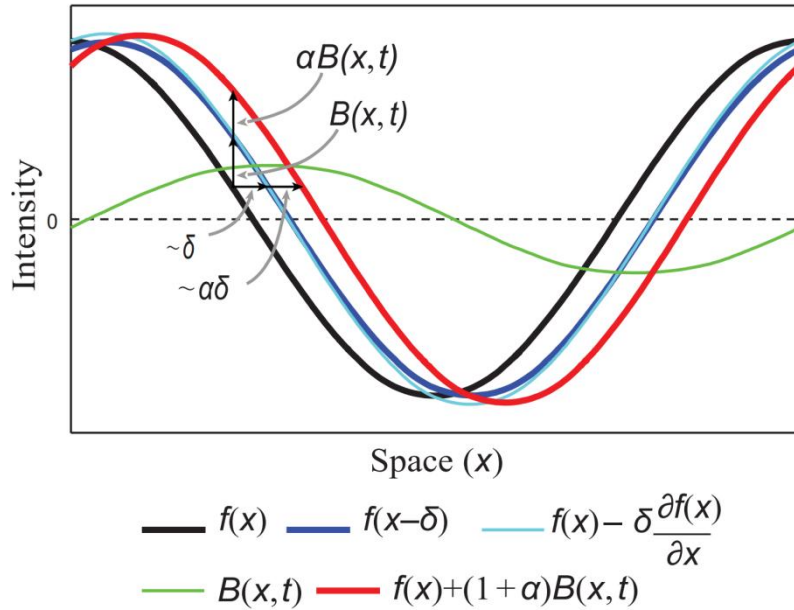
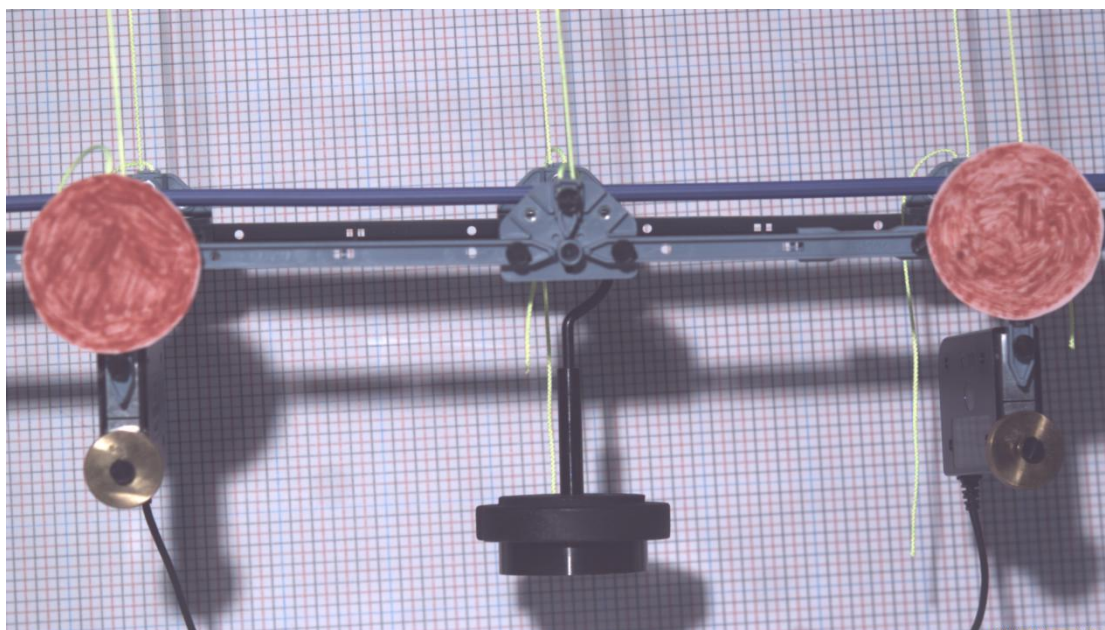


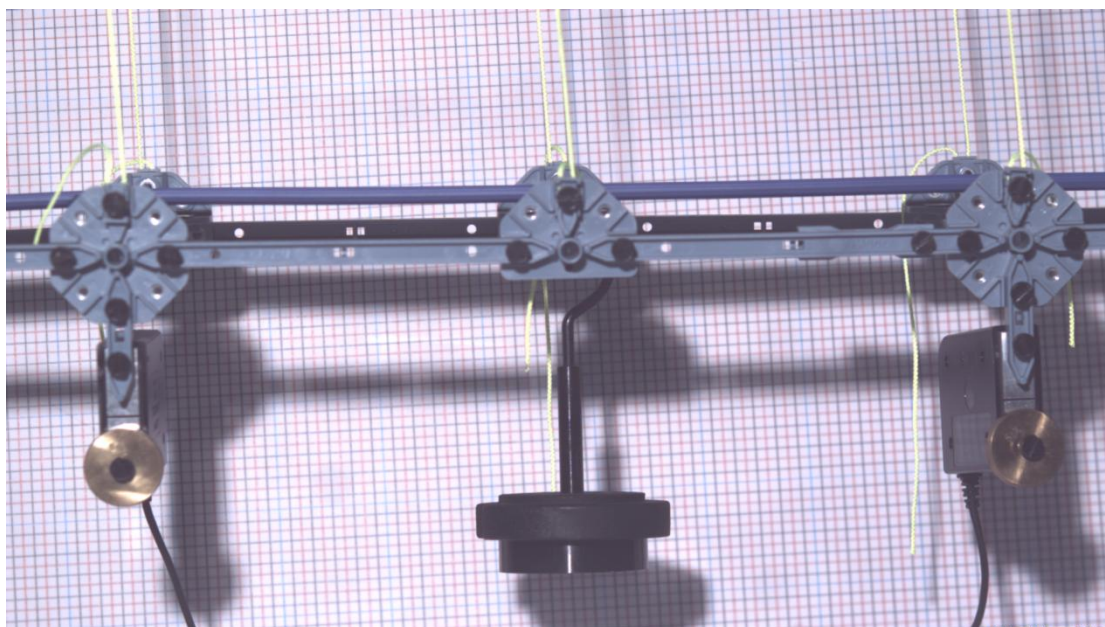
图 5-1 线性欧拉放大方法正弦信号放大与逼近结果

5.3 高频振动实验

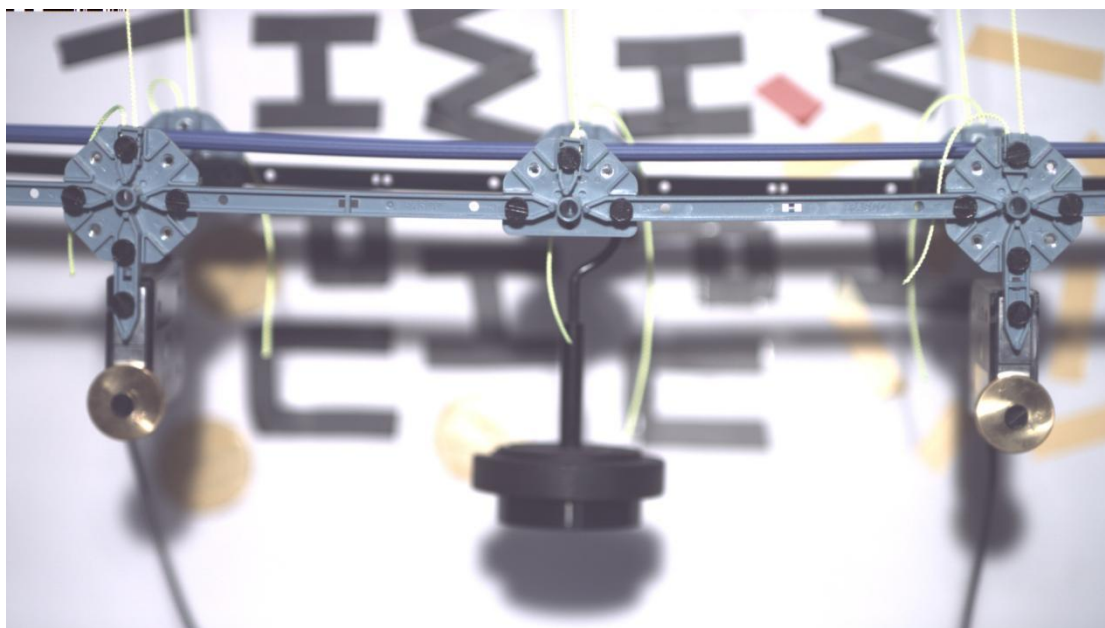
本节实验选用 4.5 节中的 PASCO EX-5548 系杆拱桥模型，并分别通过在桥梁模型上放置人工标记物、添加有干扰元素的背景板等方式，验证之前章节所提一系列算法在不同环境中的应用效果，不同环境下的拍摄视频图片如图 5-2 所示。



(a)有人工标记物环境



(b)无人工标记物环境



(c)复杂背景环境

图 5-2 不同环境下的桥梁模型

三组实验设备参数选择相同，振动源发出振动频率为 240Hz，高速相机分辨率为 1920×1080 ，拍摄帧率为 1000fps，拍摄时长约 1.3 秒，动态特性测量分析过程中运动放大倍数为 10 倍。运动放大后的效果图如图 5-3 所示（以复杂背景环境下的放大为例）。

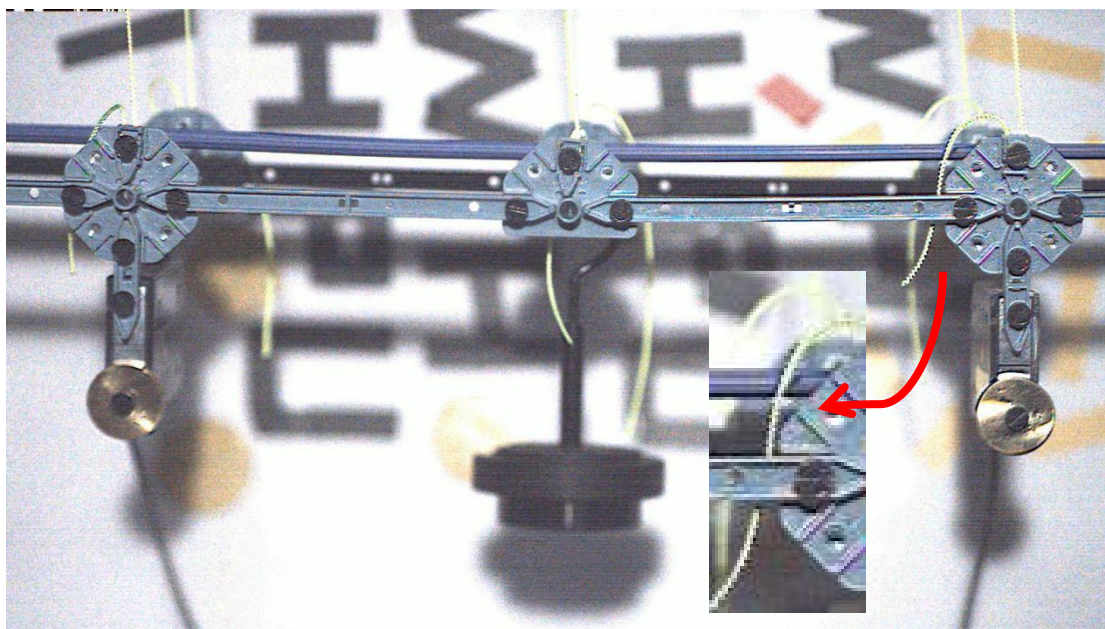


图 5-3 放大效果图

完成运动放大后，采用前面章节所提算法对三种环境下的高频振动进行分析，将分析结果与 PS-2200 加速度传感器数据对比，PS-2200 传感器数据界面如图 5-3 所示。不同环境下的各种算法所得数据如图 5-4 所示。

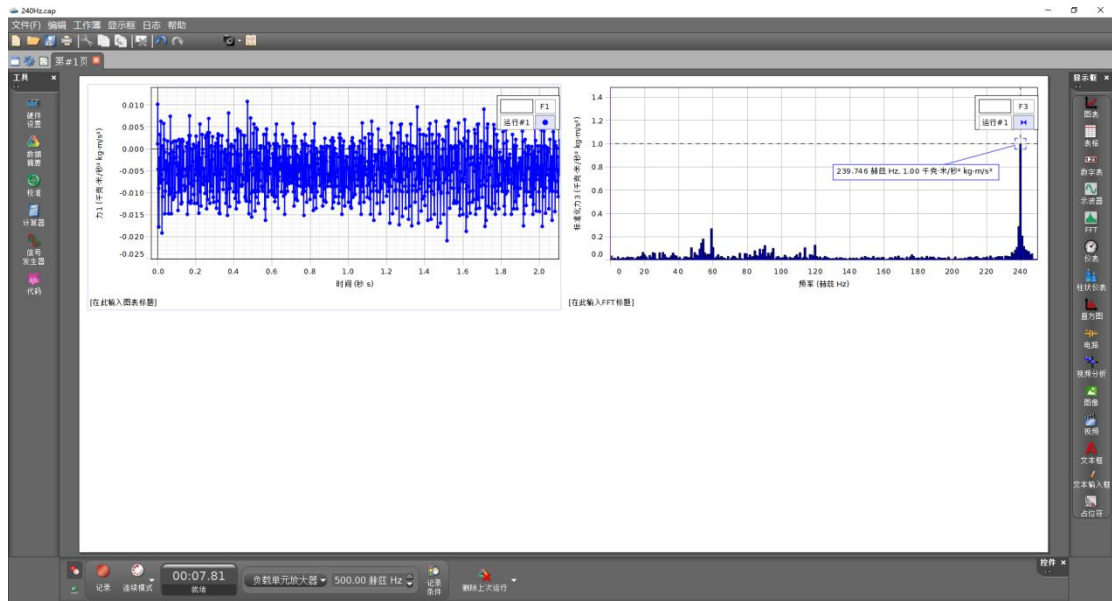


图 5-3 PS-2200 传感器数据界面

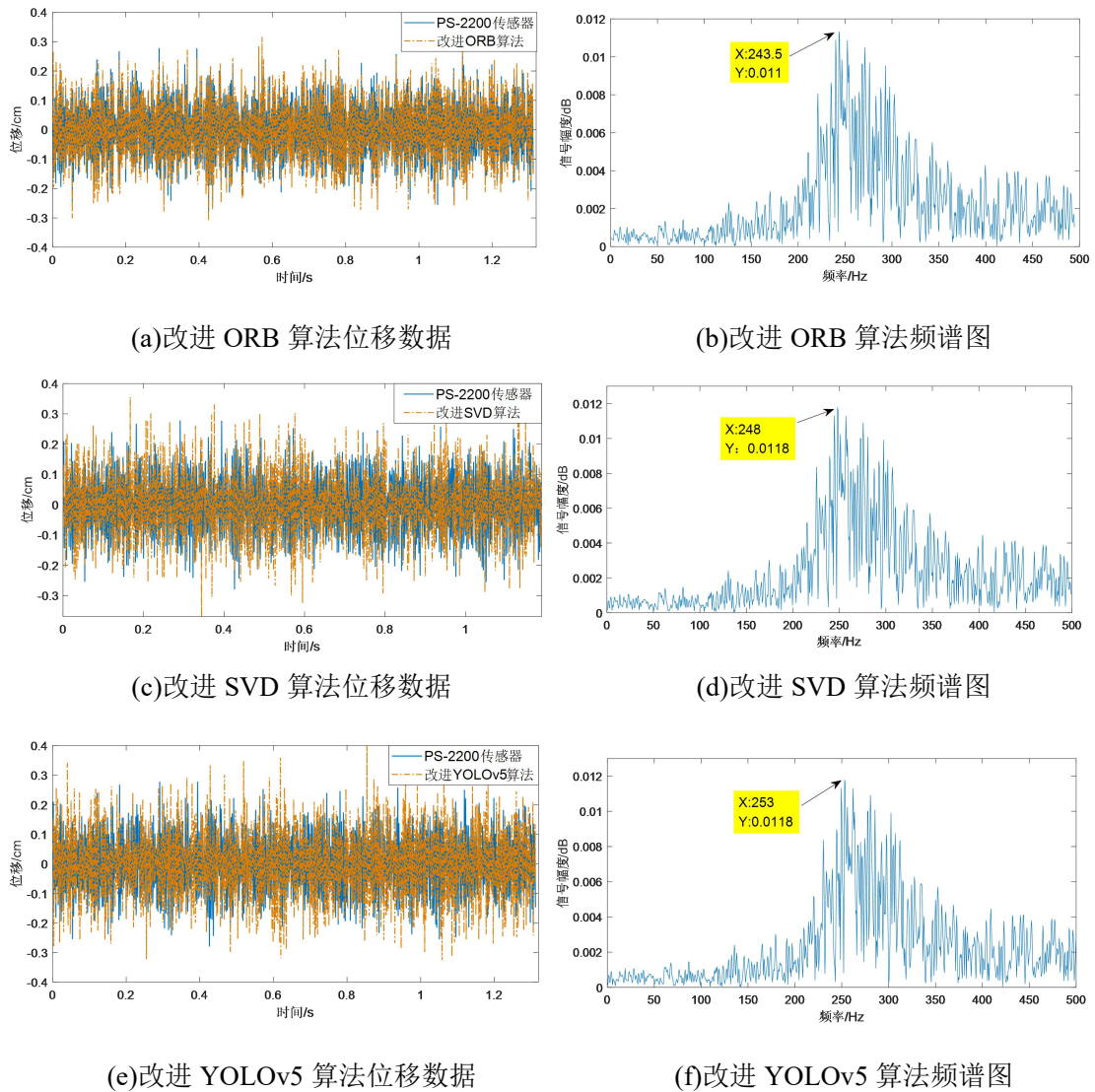
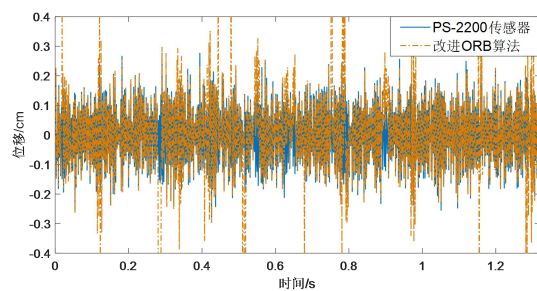


图 5-4 有人工标记物环境下各算法数据

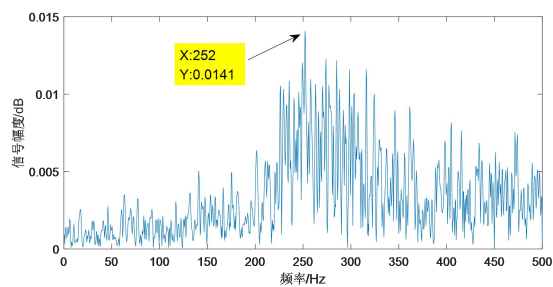
表 5-1 有人工标记物环境下各算法数据对比

环境	算法	位移误差(%)	频域误差(%)	计算速度(fps)
有人工标记物	改进 ORB 算法	3.12%	1.46%	34.8fps
	改进 SVD 算法	3.88%	3.44%	32fps
	改进 YOLOv5 算法	4.52%	5.53%	40.5fps

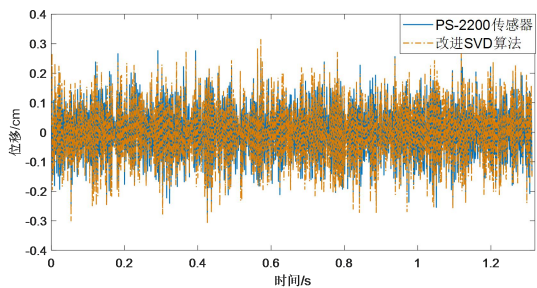
由实验结果可以看出，在有人工标记物环境下，改进 ORB 算法在精度上有一定的优势，而改进 YOLOv5 算法则在计算速度方面有优势。但是考虑到改进 YOLOv5 算法在使用前需要花费大量时间进行数据集的采集、标注与训练。而改进 ORB 算法无需训练即可使用，根据实际情况，改进 ORB 算法更适用于有人工标记物环境下的结构动态特性测量。



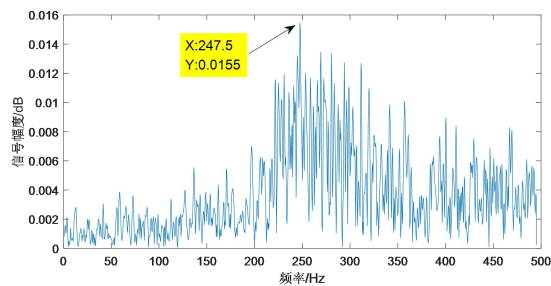
(a)改进 ORB 算法位移数据



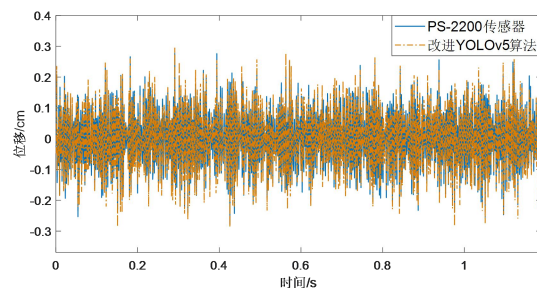
(b)改进 ORB 算法频谱图



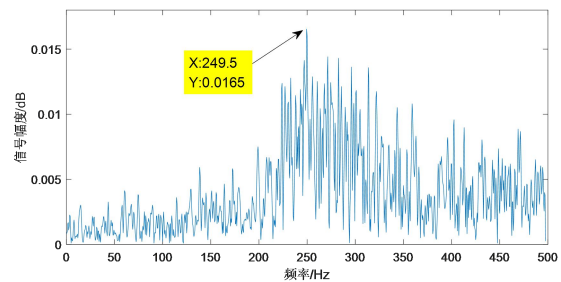
(c)改进 SVD 算法位移数据



(d)改进 SVD 算法频谱图



(e)改进 YOLOv5 算法位移数据



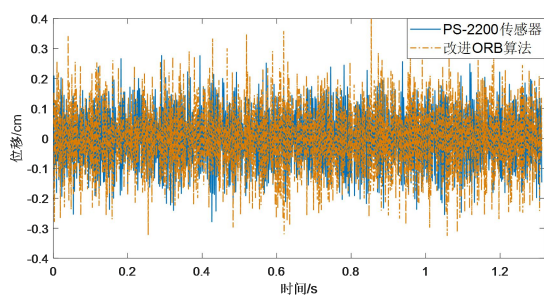
(f)改进 YOLOv5 算法频谱图

图 5-5 无人工标记物环境下各算法位移数据

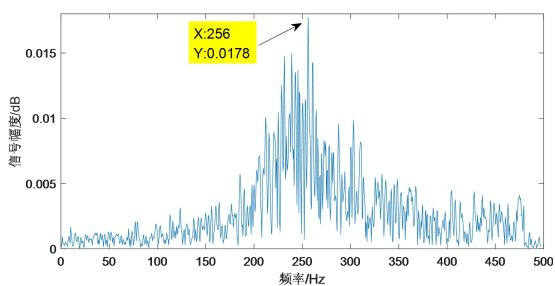
表 5-2 无人工标记物环境下各算法数据对比

环境	算法	位移误差(%)	频域误差(%)	计算速度(fps)
无人工标记物	改进 ORB 算法	7.82%	5.11%	34.2fps
	改进 SVD 算法	4.12%	3.23%	33.1fps
	改进 YOLOv5 算法	4.41%	4.07%	41.2fps

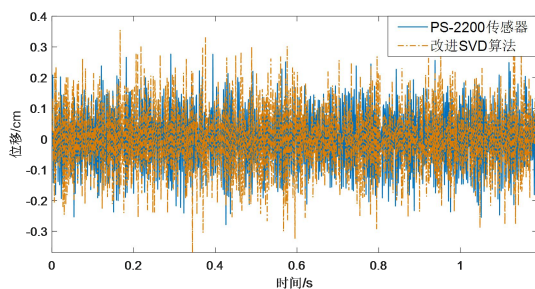
由实验结果可以看出，在无人工标记物环境下，由于无明显的人工标记物，改进 ORB 算法出现了误检的现象。而改进 SVD 算法则在精度上展现出了优势。改进 YOLOv5 算法虽然在计算速度方面有优势，但是考虑到改进 YOLOv5 算法在使用前需要花费大量时间进行数据集的采集、标注与训练。而改进 SVD 算法无需训练即可使用，根据实际情况，改进 SVD 算法更适用于有人工标记物环境下的结构动态特性测量。



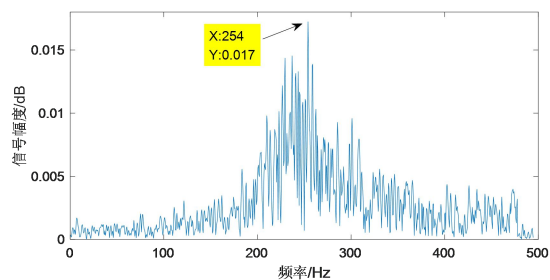
(a)改进 ORB 算法位移数据



(b)改进 ORB 算法频谱图



(c)改进 SVD 算法位移数据



(d)改进 SVD 算法频谱图

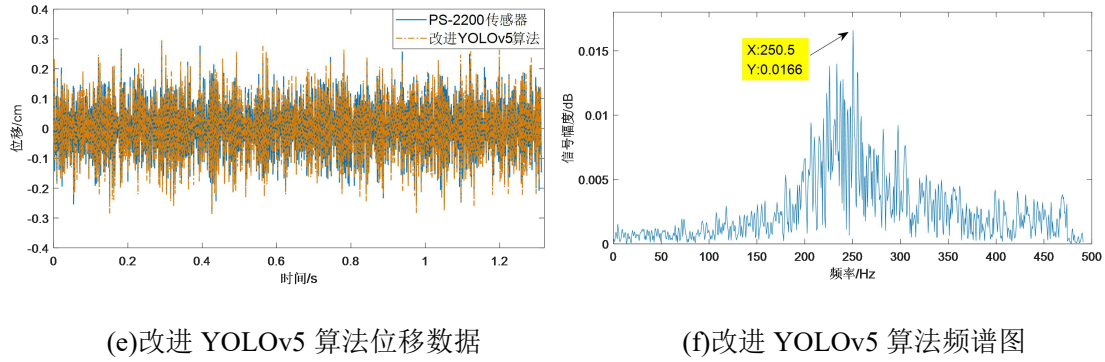


图 5-6 复杂背景环境下各算法位移数据

表 5-3 复杂背景环境下各算法数据对比

环境	算法	位移误差(%)	频域误差(%)	计算速度(fps)
复杂背景	改进 ORB 算法	9.47%	6.78%	35.7fps
	改进 SVD 算法	7.89%	5.94%	32.8fps
	改进 YOLOv5 算法	4.57%	4.48%	39.7fps

由实验结果可以看出，在复杂背景环境下，受复杂背景中干扰元素以及运动放大过程中放大噪声的影响，两种基于传统图像处理算法的改进算法在测量精度上受到了较大的影响。而 YOLOv5 凭借其较强的泛化能力依旧保持了较高的测量精度。因而，改进 YOLOv5 算法对复杂环境具有更强的适应性。

5.4 本章小结

本章将之前章节所提一系列改进算法应用于高频情况下的结构动态特性测量中。并通过设置不同环境，评估了这些算法在不同环境中的适用性。并得出结论：基于特征点方法的非接触测量方法适用于有人工标记环境；基于模板匹配方法的非接触测量方法适用于无人工标记环境；而基于深度学习方法的非接触测量方法适用于干扰因素较多的复杂环境。

第 6 章 总结与展望

6.1 全文总结

本文将高速图像采集技术与视觉检测算法相结合,进行了基于高速视觉的结构动态特性测量系统与方法的研究。对高速视觉非接触测量系统的硬件组成和工作原理进行了详细的介绍,并且针对不同测量环境下物体的结构动态特性的测量提出了一系列有效的测量方法。将所提出的算法应用到所搭建的系统中实现了从高速图像中提取结构动态特性信息。实验结果表面,本文所提出的算法具有较好的测量效果。本文主要工作如下:

(1) 系统地介绍了高速视觉非接触测量系统的硬件组成及其工作原理。此外,详细阐述和推理了适用于结构动态特性测量的张氏标定法。并介绍了高速视觉非接触测量的具体流程,并通过音叉实验证明了系统的可行性以及高速相机在实验过程中的优势。

(2) 研究和分析了包括特征点方法和奇异值分解方法在内的传统视觉图像处理算法在结构动态特性测量中的应用。为解决传统算法处理速度无法满足新的硬件设备的问题,针对 ORB 算法进行改进。使用 Harris 评价准则代替原算法中的非极大值抑制方法,并通过稀疏光流法对提取到的特征点的进行追踪,得到准确的特征点结构动态特性信息。最后通过悬臂梁结构动态特性测量实验,验证了改进方法在速度上的优势。但这种方法对标记物的依赖比较严重。

针对特征点方法对测量环境中标记物依赖的问题,提出基于奇异值分解的模板匹配方法,并针对奇异值分解方法在测量过程中易受噪声影响的问题,提出结合奇异值分解和小波去噪的非接触测量方法,通过改进小波去噪函数对非接触测量的结果进行去噪。通过呼吸时人体胸腔结构动态特性测量实验,验证了改进方法在无人工标记物环境下的适用性,以及对噪声有更好的抑制效果。但这种方法在测量过程中需要一定的前提条件基于亮度恒定、帧间位移小、空间一致性等假设的前提下,一定程度上限制了其在实际中的应用。

(3) 针对传统图像算法在高速视觉非接触测量中对实验环境要求较高,且对复杂环境的适应能力较弱。引入 YOLOv5 深度学习算法,应用于结构动态特性的非接触测量。针对目标类别较少的检测任务,YOLOv5 算法的网络结构过于

复杂，计算量偏大，无法满足实际场景中的应用等问题。提出基于 ShuffelNetV2 轻量化网络的改进 YOLOv5 算法。通过在模拟桥梁振动实验，验证了改进算法在测量精度及测量速度方面较原始算法和其他不同算法的优势。

(4) 将本文所提出的三种改进算法应用到高频振动测量中，以模拟桥梁模型为实验对象，设计不同的实验环境。实验结果表面在不同的场景下，各算法均表现出独特的优势。具体而言，在有明显人工标记的场景中，基于特征点方法的改进 ORB 算法表现最佳，在确保测量精度的前提下，计算速度最快；在无明显人工标记的场景中，基于模板匹配方法的改进 SVD 算法结果最佳，在精度和速度上有一定的优势；在背景环境复杂的场景中，基于深度学习方法的改进 YOLOv5 算法效果最佳，在测量精度上有明显的优势。这些结论为结构动态特性测量领域的研究和应用提供了有益的参考，为选择合适的算法提供了指导，并为未来相关研究提供了新的思路 and 方向。

6.2 后续研究与展望

本文搭建了基于高速视觉的非接触测量系统，并提出了一系列改进算法，用于不同环境下的结构动态特性测量。然而，尽管在研究中已经取得了一些进展，但仍存在一些瑕疵和未解决的问题，这将成为未来工作的重点改进方向。

(1) 本文仅在实验室环境下完成了相关实验，缺乏对系统在实际自然环境中的验证。因此，后续的研究将重点进行室外实验，以验证系统在实际环境中的可靠性和有效性。

(2) 本文采用的单目视觉测量技术仅能获取二维信息，无法获取物体振动的深度信息。为此，未来的研究将考虑引入双目相机技术，建立三维视觉测量系统，并开发相应的三维视觉分析算法，以实现物体振动的全方位测量和分析。

(3) 在高频实验中，由于未能有效消除运动放大算法引入的噪声干扰，本文仅将视频中的运动放大了 10 倍，无法满足更高频率下的结构动态特性测量需求。因此，未来的研究将致力于解决运动放大过程中的噪声干扰问题，以实现更大放大倍数下的精确测量结果。

参考文献

- [1] HESTER D, BROWNJOHN J, BOCIAN M, et al. Low cost bridge load test: Calculating bridge displacement from acceleration for load assessment calculations[J]. Engineering Structures, 2017, 143: 358-374.
- [2] GARG P, NASIMI R, OZDAGLI A, et al. Measuring Transverse Displacements Using Unmanned Aerial Systems Laser Doppler Vibrometer (UAS-LDV): Development and Field Validation[J]. Sensors, 2020, 20(21): 16.
- [3] YU J, MENG X, YAN B, et al. Global Navigation Satellite System - based positioning technology for structural health monitoring: a review[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27(1): e2467.
- [4] KANG T, HAN S J, Moon S, et al. Measurement of defects in a plate using dry-coupled interdigital transducer - based scanning laser Doppler vibrometer[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(2): 596-603.
- [5] WANGCHUK S, SIRINGORINGO D M, FUJINO Y. Modal analysis and tension estimation of stay cables using noncontact vision-based motion magnification method[J]. Structural control and health monitoring, 2022, 29(7): e2957.1-e2957.25.
- [6] PENG C, ZENG C, WANG Y. Phase-Based Noncontact Vibration Measurement of High-Speed Magnetically Suspended Rotor[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 4807-4817.
- [7] WANG X, LI F, DU Q Z, et al. Micro-amplitude vibration measurement using vision-based magnification and tracking[J]. Measurement, 2023, 208: 112464.
- [8] JIANG M, GU Q, AOYAMA T, et al. Real-time vibration source tracking using high-speed vision[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(5): 1513-1527.
- [9] PARK J H, HUYNH T C, CHOI S H, et al. Vision-based technique for bolt-loosening detection in wind turbine tower[J]. Wind Struct, 2015, 21(6): 709-726.
- [10] 杨荣良, 王森, 伍星, 等. 视觉跟踪多转子位移测量[J]. 振动工程学报, 2024, 37(01): 113-125.
- [11] TIAN Y, ZHANG J, YU S. Vision-based structural scaling factor and flexibility identification through mobile impact testing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122:

387-402.

- [12] XU Y, BROWNJOHN J M W. Review of Machine-vision Based Methodologies for Displacement Measurement in Civil Structures[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2018, 8(1): 91-110.
- [13] FENG D, FENG M Q. Identification of structural stiffness and excitation forces in time domain using noncontact vision-based displacement measurement[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 406: 15-28.
- [14] ZHANG J, ZHANG K, YANG X, et al. Heart rate measurement based on video acceleration magnification[C]//2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). IEEE, 2020: 1179-1182.
- [15] 苏培权, 许亮, 梁永坚. 基于欧拉影像放大的非接触式心率测量方法[J]. 计算机应用, 2018, 38(03): 916-922.
- [16] CORTEN G P. Optical motion analysis of wind turbines[J]. 1996, 5: 20-24.
- [17] OLASZEK P. Investigation of the dynamic characteristic of bridge structures using a computer vision method[J]. Measurement, 1999, 25(3): 227-236.
- [18] FOROOSH C A, KANAL L N, LAVIN D, et al. Extension of phase correlation to subpixel registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(3): 188-199.
- [19] 张国栋. 结构动态位移监测与数字图像处理研究与应用[D]. 华中科技大学, 2005.
- [20] PAN B, XIE H M, XU B Q, et al. Performance of sub-pixel registration algorithms in digital image correlation[J]. Measurement Science & Technology, 2006, 17(6): 1615-1621.
- [21] LEE J J, SHINOZUKA M. Real-Time Displacement Measurement of a Flexible Bridge Using Digital Image Processing Techniques[J]. Experimental mechanics, 2006, 45(1): 105-114.
- [22] LEE J J, SHINOZUKA M. A vision-based system for remote sensing of bridge displacement [J]. Ndt & E International, 2006, 39(5): 425-431.
- [23] LEE J J, FUKUDA Y, SHINOZUKA M, et al. Development and application of a vision-based displacement measurement system for structural health monitoring of civil structures[J]. Smart Structures & Systems, 2007, 3(3): 1738-1584.
- [24] KIM J M, LEE J J, AHN S S, et al. A Vibration Exciter for Evaluating Cable Damping of a Cable-Stayed Bridge[J]. Advances in Science and Technology, 2008, 56.: 206-211.

- [25] YE X W, NI Y Q, WAI T T, et al. A Vision-based System for Dynamic Displacement Measurement of Long-span Bridges :Algorithm and Verification[J]. Smart Structures and Systems, 2013, 12(3/4): 363-379.
- [26] YE X W, DONG C Z, LIU T. Image-based Structural Dynamic Displacement Measurement Using Different Multi-object Tracking Algorithms[J]. Smart Structures and Systems, 2016, 17(6): 935-956.
- [27] KIM B H. Extracting modal parameters of a cable on shaky motion pictures[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 49(1-2): 3–12.
- [28] EHRHART M, LIENHART W. Development and evaluation of a long range image-based monitoring system for civil engineering structures[C]//Structural Health Monitoring and Inspection of Advanced Materials, Aerospace, and Civil Infrastructure 2015. SPIE, 2015, 9437: 123-135.
- [29] ZHANG D S, GUO J, LEI X J, et al. A High-speed Vision-based Sensor for Dynamic Vibration Analysis Using Fast Motion Extraction Algorithms[J]. Sensors, 2016, 16: 572.
- [30] GUO J, ZHU C A. Dynamic displacement measurement of large-scale structures based on the Lucas-Kanade template tracking algorithm.[J] Mechanical Systems and Signal Processsing, 2016, 66/67: 425-436.
- [31] KHUC T, CATBAS F N. Computer vision-based displacement and vibration monitoring without using physical target on structures[J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2017, 13(4/6): 505-516.
- [32] JKHUC T, CATBAS F N. Completely contactless structural health monitoring of real-life structures using cameras and computer vision[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2017, 24 (1): e1852.
- [33] DONG C Z, YE X W, JIN T. Identification of structural dynamic characteristics based on machine vision technology[J]. Measurement, 2018, 126: 405-416.
- [34] 周颖, 张立迅, 刘彤, 等. 基于计算机视觉的结构系统识别[J]. 土木工程学报, 2018, 51(11): 17-23.
- [35] AOYAMA T, Li , Jiang M, et al. Vibration Sensing of a Bridge Model Using a Multithread Active Vision System[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 179-189.
- [36] HU Q J, HE S S, WANG SL, et al. A High-Speed Target-Free Vision-Based Sensor for Bus

- Rapid Transit Viaduct Vibration Measurements Using CMT and ORB Algorithms[J]. *Sensors*, 2017, 17(6): 1305.
- [37] KIM J, Jeong Y, LEE H, et al. Marker-Based Structural Displacement Measurement Models with Camera Movement Error Correction Using Image Matching and Anomaly Detection[J]. *Sensors*, 2020, 20(19): 1-24.
- [38] 王力超, 罗建, 赵瑞, 等. 基于高速视觉的振动频率测量方法研究[J]. *光电子·激光*, 2020, 31(05): 488-493.
- [39] KROMANIS R, KRIPAKARAN P. A multiple camera position approach for accurate displacement measurement using computer vision[J]. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 2021: 11(3): 661-678.
- [40] WU T, TANG L, SHAO S, et al. Accurate structural displacement monitoring by data fusion of a consumer-grade camera and accelerometers.[J] *Engineering Structures*. 2022, 262: 114303.
- [41] 杜永峰, 马天军, 韩博, 等. 基于尺度不变特征变换算法(SIFT)立体匹配的结构三维振动位移监测[J]. *工业建筑*, 2023, 53(12): 105-112+134.
- [42] 叶肖伟, 董传智. 基于计算机视觉的结构位移监测综述[J]. *中国公路学报*, 2019, 32(11): 21-39.
- [43] KRISTAN M, LEONARDIS A, MATAS J, et al. The Sixth Visual Object Tracking VOT2018 Challenge Results[C]//ECCV. *Proceedings of VOT2018 Workshop*. Amsterdam, ECCV, 2018: 3-53.
- [44] 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.
- [45] 党育, 贺一哲. 基于计算机视觉和深度学习的隔震支座动态位移测量方法[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(06): 90-97+165.
- [46] PAN X, YANG T Y, XIAO Y F, et al. Vision-based real-time structural vibration measurement through deep-learning-based detection and tracking methods[J]. *Engineering Structures*, 2023, 281: 115676.
- [47] ZHU Y, WANG S, LIU T, et al. A visual measurement method of structural body vibration displacement combined with image deblurring[J]. *Measurement*, 2023, 211: 112598.
- [48] WANG Q, WANG S, CHEN M, et al. A Multiscale Aligned Video Super-Resolution Network

- p>for Improving Vibration Signal Measurement Accuracy[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023 72: 6501612.
- [49] LIN S, WANG S, LIU T, et al. Accurate Measurement of Bridge Vibration Displacement via Deep Convolutional Neural Network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023 72: 5020016.
- [50] SHANNON C E. Communication in the Presence of Noise[J]. Proceedings of the IRE, 1949, 37(1): 10–21.
- [51] FENG D, FENG M Q, QZER E, et al. A vision-based sensor for noncontact structural displacement measurement[J]. Sensors, 2015, 15(7): 16557-16575.
- [52] TSAI R. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(4): 323-344.
- [53] FAUGERAS O D, LUSTMAN F. Motion and structure from motion in a piecewise planar environment[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1988, 2(03): 485-508.
- [54] ZHANG Z. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations[J]. In: Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 1999: 666-673.
- [55] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2011, Barcelona, Spain, November 6-13, 2011.IEEE, 2011.
- [56] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection[C]//Computer Vision–ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, May 7-13, 2006. Proceedings, Part I 9. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 430-443.
- [57] SHI J . Good features to track[C]//1994 Proceedings of IEEE conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 1994: 593-600.
- [58] Wiener N. Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series: with engineering applications[M]. The MIT press, 1949.
- [59] 李华, 刘韬, 伍星, 等. 相关奇异值比的 SVD 在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2021, 57(21): 138-149.

- [60] 姚建伟, 张肖, 李长军. 基于奇异值分解的液晶显示器光谱特征化[J]. 光学学报, 2021, 41(16): 255-262.
- [61] WANG P, ZHOU W, LI H. A singular value decomposition-based guided wave array signal processing approach for weak signals with low signal-to-noise ratios[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 141: 106450.
- [62] 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.
- [63] DONOHO D L, LAINE M J. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [64] XIE B, XIONG Z, WANG Z, et al. Gamma spectrum denoising method based on improved wavelet threshold[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2020, 52(8): 1771-1776.
- [65] YU X, LUO Z. EEG Signal De-Noising Based on a Wavelet Nonlinear Continuous Function[J]. Acta metrological sinica. Doi, 2017, 10: 1000-1158.2017.
- [66] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 779-788.
- [67] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. Shufflenet v2: Practical guidelines for efficient cnn architecture design[C]//Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 116-131.
- [68] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020: 11534-11542.
- [69] WANG J, CHEN K, XU R, et al. Carafe: Content-aware reassembly of features[C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2019: 3007-3016.
- [70] LIU C, TORRALBA A, FREEMAN W , et al. Motion magnification[J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3):p. 519-526.

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] **Zhou X**, Zhuang J, Yang P, et al. Vibration displacement extraction method based on SVD decomposition and wavelet denoising[C]//2022 China Automation Congress (CAC). IEEE, 2022: 4386-4391. (EI 检索) ;
- [2] **周星源**,齐晶晶,马利祥,等.基于高速视觉的非接触式振动特性识别方法[J].安徽工程大学学报, 2024, 39(01): 45-52.;
- [3] **Zhou X**, Zhao J, Wu Z, et al. Angular Speed Control of Torque Motor Based on Fractional Order ADRC. Mechanical Science[J]. Mechanical Sciences (小修) ;

申请的专利：

- [1] 赵继兴,**周星源**,李伟,刘丙友,万国扬. 一种基于高速视觉的振动特征提取方法. 中国发明专利.申请号: CN202311222230.8 (实审) (项目合作方负责人第一)
- [2] 刘丙友,**周星源**,朱标,查放,孔科研,齐晶晶,赵继兴.一种基于视觉技术的桥梁振动检测方法及其系统.中国发明专利.申请号: 202410038352X (已受理) (导师第一)
- [3] 万国扬,赵继兴,刘丙友,张健,**周星源**,陈金城,陶秀文,黄志远,何琴,汪倩倩,柏受军.一种机器人视觉引导抓取方法.中国发明专利.申请号: CN202310704172.6 (实审) ;

参与的项目：

- [1] 参与横向项目《基于机器视觉的旋转机设备转子轴振动测量系统研发》;
- [2] 参与横向项目《汽车电动门窗智慧开闭系统设计》;
- [3] 参与横向项目《面向可视需求的多功能、低功耗搜救系统设计》;

参与的学科竞赛：

- [1] 2022 年第十六届“西门子杯”中国智能制造挑战赛离散行业运动控制赛项华东三赛区赛区一等奖;
- [2] 2023 年第九届安徽省“互联网+”大学生创新创业大赛高校主赛道安徽省铜奖;

致谢

文已至此，我在安工程七年的求学岁月即将告一段落。时光匆匆，仿佛昨日我才刚刚踏入校园，如今却到了最不舍的告别时刻。我要感谢母校为我提供的机会和平台，提升我的学识，开阔我的眼界，感谢庄严校园对我们这些莘莘学子的洗礼，“尚德敏学，唯实唯新”的校训将时时刻刻勉励着我前行。

回首七年求学岁月，首先我要感谢我的导师刘丙友教授，在七年的学习生活中，刘老师给予我诸多学业及生活方面的帮助，告诉我如何进行系统性的科学研究。特别是在毕业论文撰写的过程中，刘老师在文章的选题、结构、内容以及表达方面提出了诸多建设性建议，保证我顺利完成论文撰写工作。刘老师渊博的学识、高尚的品德、严谨的治学态度、敏锐的科学洞察力为学生树立了榜样，激励我不断学习和进步。

同时，我还要感谢我的本科毕业设计指导老师王冠凌教授，从大一入校开始，王老师便对我进行指导，是他带领我走进了科研的大门。在带领我们参加学科竞赛的过程中，王老师在设计思路，比赛技巧，实际应用等方面提出诸多宝贵的建议和意见，使我受益匪浅。比赛过程中，他身先士卒，带领同学们一起熬夜完成作品的精神和对工作高度负责的态度也将影响我的一生。

在课题研究的过程中，我得到了课题组王力超老师、万国扬老师、胡耀聪老师、陶亮老师的热心指导、支持和帮助，借此机会向他们表示诚挚的感谢；同时，我还要感谢电子科技协会孙新柱老师、代广珍老师、葛强老师、邱意敏老师、王正刚老师等老师，他们在我参加学科竞赛过程中给予的指导和帮助，使我在竞赛中得到了锻炼和提升；

另外，还要感谢罗建、赵瑞、陈海峰、朱国武、吴贞犇、王超、俞苏苏等师兄师姐，是你们引领我如何成为一名研究生，如何快速融入研究生的生活，也是你们在之后的学习中给予了我极大的帮助和建议。感谢我的同门代浩文、陈邱卓、章东旭、褚冬亭在学习上给予我的启发、在工作中给予我的支持和在生活中给予我的包容。感谢实验室的师弟林腾飞、包俊涛、曹圣学、陈旺旺、陶晓军、蒋述、吴纪强和赵宇涵等在学习和生活中对我的帮助。是缘分让我们相聚一堂，又让我们先后奔向远方，踏上新的征途，但是这愉快的三年时光，将永刻在我们的青春

记忆里。

最需要感谢的是我的父母，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。

最后，感谢各位评审老师对本文的指导工作！凡是过往，皆为序章，前路漫漫亦灿灿，唯有勤而自律、奋发图强、砥砺前行、不负韶华。

周星源 2024 年 5 月 20 日晚于安徽工程大学 A 座 305