

分类号: TP391

密 级: 公 开

学校代码: 10363

学 号: 2210110123



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目

基于 3D 结构光视觉的焊缝

缺陷检测

论 文 作 者

朱明生

指 导 教 师

吴路路 副教授

学 科 (专 业)

机械工程

研 究 方 向

机器视觉

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

分类号：TP391
密 级：公 开

单位代码：10363
学 号：2210110123

基于 3D 结构光视觉的焊缝缺陷检测
WELD DEFECT DETECTION BASED ON 3D
STRUCTURED LIGHT VISION

学生姓名：_____朱明生_____

指导教师：_____吴路路 副教授_____

专 业：_____机械工程_____

研究方向：_____机器视觉_____

论文答辩日期：2024 年 5 月 24 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：朱明生

日期：2024 年 5 月 24 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在_____年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：朱明生

指导教师签名：吴晓路

日期：2024年5月24日

日期：2024年5月24日

基于 3D 结构光视觉的焊缝缺陷检测

摘 要

焊接作为工业制造的一种重要连接技术，应用十分广泛。焊接工艺在工业制造领域中具有生产周期短、效率高和低成本等优势，为工业生产带来极大的便利。在实际加工中，由于受加工精度、焊接热变形、材料和工艺因素以及焊接参数等影响，焊缝的外观常出现各种缺陷。焊缝缺陷的存在易降低金属焊接的使用寿命、安全性与可靠性，焊后对焊缝的外观检测是提高与保证焊接成形质量的一种有效手段。

3D 结构光视觉因具备高精度测量、非接触式测量、灵活性高和对光照变化的高鲁棒性等优势，受到研究者广泛关注。本文基于 3D 结构光视觉技术，通过对线结构光传感器获取的焊缝表面数据进行后处理，探索实现焊缝缺陷检测的方法，主要研究内容如下：

(1) 面向 3D 结构光视觉技术实现焊缝缺陷检测的实际需求，分析了两种结构光视觉测量的原理，推导了结构光视觉技术获取焊缝表面点云数据模型的过程，阐述了实现焊缝表面点云预处理的方法。

(2) 为实现焊缝成形尺寸缺陷检测，阐述了实现焊缝截面轮廓分割、特征点提取以及焊缝主方向确定的方法。针对结构光轮廓传感器获取的截面轮廓与焊缝主方向不垂直，不能真实反映焊缝截面形貌的问题，提出了一种基于 STL 模型的焊缝横截面轮廓提取方法，提取垂直于焊缝主方向的焊缝横截面轮廓，实现焊缝成形尺寸准确测量，并通过仿真验证所提方法的可行性。

(3) 为实现焊缝表面缺陷检测，探究了采用横截面轮廓实现焊缝表面缺陷检测的方法，为简化其处理过程，采用基于格拉姆矩阵将焊缝截面轮廓的一维序列数据转换为二维图像数据，并利用改进 LeNet5 网络建立深度学习网络模型，完成焊缝表面缺陷识别与分类，并通过现有数据集构建焊缝表面缺陷数据集，进而验证焊缝表面缺陷检测方法的可行性。

(4) 为进一步验证尺寸缺陷测量方法的有效性，利用 3D 结构光设备采集不垂直于焊缝主方向的截面轮廓数据。实验结果表明，所提方法能够准确进行焊缝宽度、余高等成形尺寸测量，识别尺寸缺陷。为验证表面缺陷检测方法以及改进 LeNet5 网络模型的有效性，通过 3D 结构光设备采集的 3 种形貌的焊缝截面轮廓数据构建数据集，并对其进行扩充、训练和测试，结果表明，GADF 方法转换的二维图像缺陷识别的正确率达到 92.1%，能够有效识别焊缝表面缺陷。

关键词：线结构光视觉，焊缝缺陷检测，焊缝表面重构，点云切片，改进 LeNet5

WELD DEFECT DETECTION BASED ON 3D STRUCTURED LIGHT VISION

ABSTRACT

As an important joining technology in industrial manufacturing, welding is widely used. The welding process has the advantages of short production cycle, high efficiency and low cost in the field of industrial manufacturing, which brings great convenience to industrial production. In actual processing, due to the influence of machining accuracy, welding thermal deformation, material and process factors, and welding parameters, various defects often appear in the appearance of the weld. The existence of weld defects is easy to reduce the service life, safety and reliability of metal welding, and the appearance inspection of weld after welding is an effective means to improve and ensure the quality of welding.

3D structured light vision has attracted extensive attention from researchers due to its advantages of high-precision measurement, non-contact measurement, high flexibility and high robustness to light changes. Based on the 3D structured light vision technology, this paper explores the method of weld defect detection by post-processing the weld surface data obtained by the linear structured light sensor, and the main research contents are as follows:

(1) Aiming at the actual needs of 3D structured light vision technology to realize weld defect detection, the principles of two structured light vision measurement methods are analyzed, the process of obtaining the point cloud data model of weld surface by structured light vision technology is deduced, and the method of realizing the pretreatment of weld surface point cloud is expounded.

(2) In order to realize the detection of weld forming size defects, the methods of weld section contour segmentation, feature point extraction and determination of the main direction of weld are described. In order to solve the problem that the cross-sectional profile obtained by the structured light profile sensor is not perpendicular to the main direction of the weld and cannot truly reflect the cross-sectional morphology of the weld, a cross-sectional profile extraction method of the weld based on the STL model was proposed, which extracted the cross-sectional profile of the weld perpendicular to the main direction of the weld, realized the accurate measurement of the weld forming size, and verified the feasibility of the proposed method through simulation.

(3) In order to simplify the processing process, the one-dimensional sequence data of the weld cross-section profile based on the Gramm matrix was converted into two-dimensional image data, and the improved LeNet5 network was used to establish a deep learning network model to complete the identification and classification of weld surface defects, and the weld surface defect dataset was constructed through the

existing dataset to verify the feasibility of the weld surface defect detection method.

(4) In order to further verify the effectiveness of the dimensional defect measurement method, the cross-section profile data that is not perpendicular to the main direction of the weld was collected by using a 3D structured light device. Experimental results show that the proposed method can accurately measure the forming size of weld width, residual height and other heights, and identify dimensional defects. In order to verify the effectiveness of the surface defect detection method and improve the LeNet5 network model, the dataset was constructed by constructing the weld cross-section profile data of three morphologies collected by the 3D structured light equipment, and enriching, training and testing it, and the results showed that the accuracy of the two-dimensional image defect recognition converted by the GADF method reached 92.1%, which could effectively identify the weld surface defects.

KEY WORDS: Line structured light vision, Weld defect detection, Weld surface reconstruction, Point cloud slicing, Improved LeNet5

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	II
目 录.....	IV
插图清单.....	VII
表格清单.....	X
第 1 章 绪 论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 基于 2D 视觉的焊缝表面缺陷检测技术研究现状.....	2
1.3 基于 3D 结构光视觉的焊缝缺陷检测技术研究现状.....	4
1.3.1 基于结构光图像的焊缝成形尺寸测量技术研究现状.....	4
1.3.2 基于点云的焊缝缺陷检测技术研究现状.....	6
1.4 本文研究内容.....	7
1.5 论文章节安排.....	8
第 2 章 焊缝表面点云数据获取与预处理.....	10
2.1 引 言.....	10
2.2 结构光三角测量原理.....	10
2.2.1 斜射式结构光三角测量.....	10
2.2.2 直射式结构光三角测量.....	11
2.3 焊缝点云数据获取.....	12
2.3.1 坐标系统及其变换.....	12
2.3.2 三维重建.....	14
2.4 点云预处理.....	16
2.4.1 点云滤波.....	16
2.4.2 点云分割.....	17
2.4.3 点云切片.....	20
2.5 本章小结.....	21
第 3 章 基于 3D 结构光视觉的焊缝成形尺寸缺陷检测.....	22
3.1 引 言.....	22
3.2 焊缝成形尺寸定义.....	22
3.3 焊缝点云分割.....	24
3.3.1 母材截面轮廓拟合.....	24
3.3.2 焊缝截面特征点提取.....	25
3.3.3 焊缝截面轮廓分割与焊缝主方向确定.....	26
3.4 焊缝点云切片.....	26

3.4.1 基于 STL 模型的焊缝表面构建	27
3.4.2 焊缝横截面提取	28
3.5 焊缝成形尺寸缺陷检测仿真分析	30
3.5.1 焊缝点云分割	30
3.5.2 点云切片	30
3.5.3 成形尺寸测量结果分析	33
3.6 本章小结	35
第 4 章 基于 3D 结构光视觉的焊缝表面缺陷检测	36
4.1 引 言	36
4.2 焊缝表面缺陷类型	36
4.3 焊缝表面缺陷数据集构建	38
4.3.1 数据集的结构	38
4.3.2 数据转换	38
4.3.3 数据增强	39
4.4 基于改进 GAF-LeNet5 的焊缝表面缺陷检测	40
4.4.1 LeNet5 网络	40
4.4.2 模型训练策略	41
4.4.3 基于 LeNet5 的改进模型	43
4.4.4 焊缝缺陷检测模型评判指标	45
4.5 焊缝表面缺陷检测结果分析	46
4.5.1 数据集的构建	46
4.5.2 数据库的扩充	48
4.5.3 模型的定义	49
4.5.4 模型训练	49
4.5.5 结果验证	51
4.6 本章小结	52
第 5 章 实验分析	53
5.1 焊缝成形尺寸测量实验结果分析	53
5.1.1 焊缝截面轮廓数据获取	53
5.1.2 焊缝截面轮廓分割	53
5.1.3 点云切片	54
5.1.4 成形尺寸测量结果分析	54
5.2 焊缝表面缺陷检测实验结果分析	55
5.2.1 真实焊缝数据集的构建	55
5.2.2 模型的训练	57
5.2.3 检测结果验证	58

5.3 本章小结	58
第 6 章 总结与展望	59
6.1 总 结	59
6.2 展 望	60
参考文献	61
攻读硕士期间的主要成果	65
致谢	66

插图清单

图 1-1 焊接应用	1
图 1-2 传统焊缝质量检测方法	2
图 1-3 结构光视觉设备	4
图 1-4 船舶焊缝缺陷识别系统原理图	5
图 1-5 主要章节结构	9
图 2-1 斜射式结构光三角测量原理图	11
图 2-2 直射式结构光三角测量原理图	12
图 2-3 图像坐标系	13
图 2-4 相机坐标系与世界坐标系	14
图 2-5 线结构光三维重建原理图	15
图 2-6 焊缝点云下采样	17
图 2-7 RANSAC 算法示意图	19
图 2-8 投影法示意图	20
图 2-9 截交法示意图	20
图 3-1 焊缝成形尺寸测量流程图	22
图 3-2 焊缝成形尺寸示意图	23
图 3-3 焊宽变化量示意图	24
图 3-4 焊缝表面凹凸度示意图	24
图 3-5 RANSAC+KNN 算法流程图	25
图 3-6 焊缝截面特征点提取示意图	26
图 3-7 焊缝区域表面 STL 模型构建流程图	27
图 3-9 所构建焊缝及其对应 PCL 处理获得的截面轮廓点数据	29
图 3-10 采用所提方法焊缝区域轮廓分割效果	30
图 3-11 所构建 STL 模型	30
图 3-12 焊缝横截面轮廓提取效果	31
图 3-13 所提方法焊缝横截面提取效果	31
图 3-14 所提方法提取焊缝横截面轮廓误差	31
图 3-15 投影法和所提方法焊缝横截面提取效果对比	32

图 3-16 投影法和所提方法焊缝横截面轮廓误差	32
图 4-1 焊缝表面缺陷检测流程图	36
图 4-2 焊缝咬边缺陷图	37
图 4-3 焊缝毛刺缺陷图	37
图 4-4 焊缝凹陷缺陷图	37
图 4-5 数据增强	40
图 4-6 经典 LeNet5 模型结构图	41
图 4-7 激活函数示意图	42
图 4-8 传统 LeNet5 网络训练结果	44
图 4-9 改进 LeNet5 网络训练结果	45
图 4-10 四种形貌焊缝截面轮廓部分训练集	46
图 4-11 四种形貌焊缝截面轮廓部分测试集	46
图 4-12 毛刺 GASF 和 GADF 的二维图像	47
图 4-13 凹陷 GASF 和 GADF 的二维图像	47
图 4-14 咬边 GASF 和 GADF 的二维图像	48
图 4-15 无缺陷 GASF 和 GADF 的二维图像	48
图 4-16 网络训练参数设置	49
图 4-17 GADF 训练曲线结果图	50
图 4-18 GASF 训练曲线结果图	50
图 4-19 待分类图片	52
图 4-20 测试结果	52
图 5-1 焊缝表面点云数据采集	54
图 5-2 原始焊缝表面点云	54
图 5-3 点云滤波处理后焊缝点云	54
图 5-4 分割后焊缝部分表面点云	55
图 5-5 下采样后焊缝部分表面点云	55
图 5-6 所构建 STL 模型	55
图 5-7 点云切片效果	55
图 5-8 训练集中包含四种截面轮廓的部分焊缝截面轮廓数据	57
图 5-9 测试集中包含四种截面轮廓的部分焊缝截面轮廓数据	57

图 5-10 无缺陷 GADF 的二维图像	58
图 5-11 气孔缺陷 GADF 的二维图像	58
图 5-12 焊瘤缺陷 GADF 的二维图像	58
图 5-13 GADF 方法转换获取的二维图像训练结果曲线	59

表格清单

表 3-1 投影法和本方法误差比较	33
表 3-2 有缺陷焊缝焊宽测量结果	33
表 3-3 无缺陷焊缝焊宽测量结果	33
表 3-4 有缺陷焊缝余高测量结果	34
表 3-5 无缺陷焊缝余高测量结果	34
表 4-1 LeNet5 各层参数	41
表 4-2 分类结果混淆矩阵表	45
表 4-3 各形貌焊缝数据库数量	48
表 4-4 扩充后各形貌焊缝数据库数量	49
表 4-5 基于 GADF 的模型的混淆矩阵	50
表 4-6 基于 GADF 的模型的评价指标	51
表 4-7 基于 GASF 的模型的混淆矩阵	51
表 4-8 基于 GASF 的模型的评价指标	51
表 4-9 GADF 方法转换的二维图像测试样本网路测试结果	52
表 4-10 测试结果	50
表 5-1 焊宽测量结果	56
表 5-2 余高测量结果	56
表 5-3 扩充后各形貌焊缝数据库数量	57
表 5-4 GADF 方法转换的二维图像测试样本网路测试结果	59

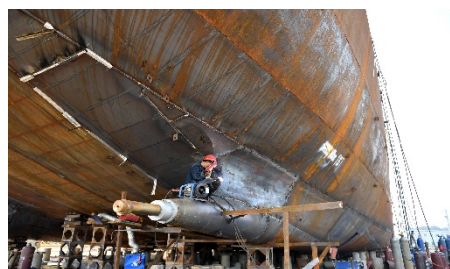
第 1 章 绪 论

1.1 研究背景与意义

在制造业中，焊接是一种非常重要的加工方法，广泛应用于航空、航天、汽车、船舶制造等领域^[1]。焊缝质量对于产品的安全性、可靠性、生产效率和质量控制具有重要影响。焊缝质量受多种因素的影响，极易导致成形尺寸不符合要求或表面不同类型的缺陷，像余高以及焊缝宽度的不合格、咬边、焊瘤、凹陷等^[2]。焊缝缺陷会导致产品承载能力下降，极易引发安全事故。近年来，随着自动化技术和人工智能技术的发展，焊接的方式和焊缝质量检测方式也随之而改变，焊接和自动化检测的交叉使得焊接过程周期缩短，效率和准确率不断提高。由于焊接实际工况复杂、焊缝种类多样和焊缝表面的复杂性等问题，焊缝质量自动化检测技术一直是焊缝质量检测领域的一大难点^[3]。



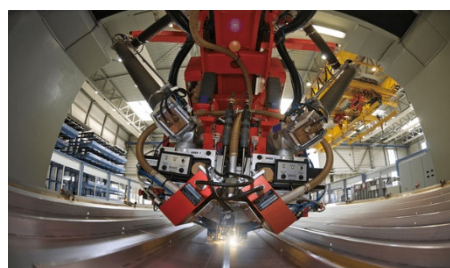
(a) 汽车焊接



(b) 船舶焊接



(c) 航天焊接



(d) 航空焊接

图 1-1 焊接应用

目前，大多数焊缝质量检测方法依然运用传统方法，传统的焊缝表面缺陷检测方法主要依靠人工目视检查，这种方法存在效率低和人为主观因素影响高等问题，难以保证焊缝缺陷检测的准确性和稳定性^[4]。目前，焊缝的成形尺寸测量方法多数还是依靠测量工具进行人工测量的方法，此方法存在测量工作量巨大和人肉眼疲劳等问题，易影响焊缝成形尺寸测量的效率与精度。如图 1-2 所示，传统焊缝缺陷检测方法包括焊缝检测尺、磁粉检测、超声检测^[5]、红外热成像^[6]、涡流检测^[7]和射线检测^[8, 9]等。近几年，随着无损检测技术的发展，机器视觉检测技术因其高效率、高精度、非接触、实时性等特点被广泛关注^[10]。将机器视觉技术引入焊缝质量检测领域，可以自动且无接触的获取焊缝表

面信息。相较于传统焊缝质量检测方法，基于机器视觉的焊缝质量检测技术可以降低检测成本和对焊缝质量的二次伤害，同时提高了焊缝质量检测的自动化水平。

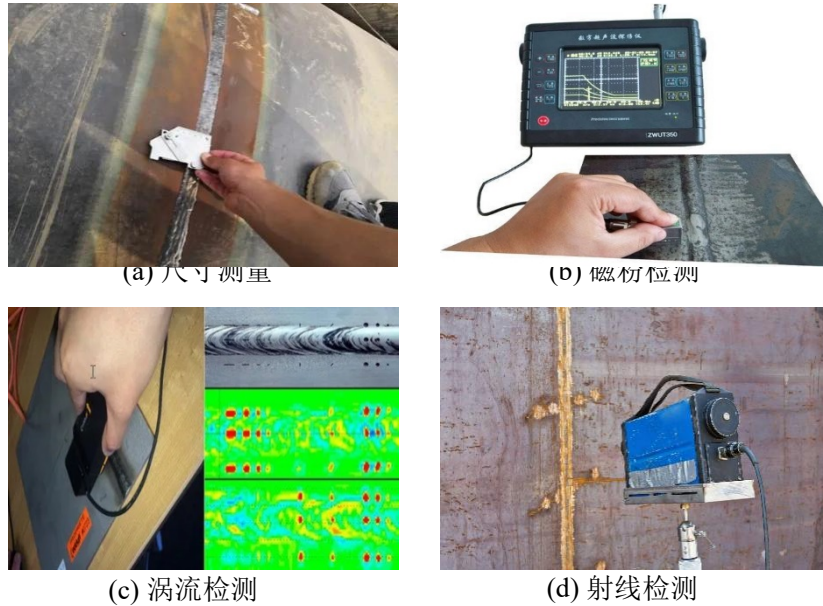


图 1-2 传统焊缝质量检测方法

焊缝质量自动化检测是实现自动化焊接的关键技术之一，涉及焊缝表面信息数据获取、焊缝点云处理以及缺陷识别等多项技术。本文针对当前焊缝质量检测存在的部分问题，对焊缝缺陷检测中的关键技术展开研究。以焊缝表面点云数据为原始数据，通过点云处理算法和神经网络分类算法，对焊缝成形尺寸缺陷和焊缝表面缺陷检测方法进行研究。

1.2 基于 2D 视觉的焊缝表面缺陷检测技术研究现状

基于机器视觉技术进行焊缝表面缺陷检测的方法可分为基于主动视觉的方式与基于被动视觉的方式^[11]。根据所采用相机的数目，被动视觉测量可分为:单目视觉测量、双目视觉测量和多目视觉测量等^[12]。相比较主动视觉，被动视觉检测由于具有成本低等优势而被广泛应用。随着卷积神经网络技术的快速发展，因其对 2D 焊缝表面图像的极高适用性，基于 2D 视觉的焊缝表面缺陷检测技术也随之快速发展。在基于 2D 视觉的表面缺陷检测过程中，图像处理算法扮演着重要的角色，图像处理算法包括图像预处理、图像分割等算法^[13-15]。围绕焊缝表面缺陷检测工作，国内外许多学者对 2D 视觉中的图像处理算法展开了深入研究。

针对 2D 视觉传感器获取的原始焊缝表面图像数据中包含噪声、杂光等因素影响缺陷检测的精度问题，需对原始焊缝图像进行图像预处理操作，其中包括图像滤波、图像增强等^[16, 17]，使焊缝表面信息更加清晰明显，可为后续焊

缝表面图像的信息提取提供更高精度数据。关于图像增强算法主要分为基于空域的图像增强算法和基于频域的图像增强算法^[18-20]。为了降低非焊缝部分图像信息的干扰,需对原始图像进行图像分割操作^[21]。围绕焊缝表面缺陷检测工作,常用的图像分割算法主要包括基于图像的不连续性的图像分割算法和基于图像灰度的相似性的图像分割算法^[22]。基于图像灰度的相似性的图像分割算法主要包括门限处理和区域生长等。目前,针对图像分割,国内外提出了诸多创新算法,主要包括数学形态学分割法和基于神经网络的图像分割算法^[23]等。国内外学者们对上述图像预处理算法进行改进,旨在提高焊缝表面缺陷检测的精度。

在早期的研究中, Cook 等^[24]提出了一个可实现焊缝外观自动检测和焊接质量的后续评估的视觉系统。该视觉系统利用传统的摄像机与相关软硬件完成图像采集与图像增强。并提取图像中焊缝特征信息,利用焊缝特征信息并对焊接质量进行评,最后结果表明该系统检测结果与人工检测结果一致。李尚仁等^[25]设计了一种基于机器视觉的焊缝表面下塌缺陷检测系统,该系统分别采用全局直方图均衡化增强法的图像增强算法和基于 Grab Cut 的图像分割算法对焊缝图像进行处理,进而实现了对焊缝下塌缺陷的快速精确识别。郭皓然等^[26]通过对图像进行形态学操作,实现图像中缺陷部分提取,并利用自适应阈值处理改善传统图像处理算法的效果。Li 等^[27]围绕缺陷图像的特征提取工作,采用数理统计方法进行特征提取,利用支持向量机模型对缺陷图像的特征参数进行识别与分类,实验结果表明,分类准确率达到 96.25%。

图像处理算法可获取焊缝图像的特征信息,但还需对提取的特征信息进行分析处理,进而完成缺陷识别与分类任务,目前最常用的识别与分类方法是基于深度学习的缺陷识别与分类方法^[28, 29]。由于焊缝表面缺陷种类较多,采用的深度学习的方法需具备处理多分类问题的能力。诸多学者对传统神经网络模型进行改进,旨在提高焊缝表面缺陷检测精度。Husein 等^[30]设计一种卷积神经网络模型,该模型在 VGG-16 网络的基础上应用了微调迁移学习,结合类激活映射(CAM)进行目标定位,进而完成焊缝表面缺陷检测任务。杨玉坤^[31]通过几何变换和生成对抗网络进行数据增强,并采用改进的 YOLOv5 对焊缝缺陷图片进行训练与分类,完成焊缝表面缺陷检测任务。

在机器视觉领域,由于研究对象的广泛性和图像特征的多样性,目前还没有一个通用的图像处理算法能够适用于所有类型的图像。在焊接领域,机器视觉技术主要应用于两个方面:焊缝跟踪和焊缝质量检测。这种基于 2D 图像后处理的方法存在局限性,尤其是在需要实时检测的场合。由于实际焊接过程中的环境复杂性,如电弧光、飞溅等因素的影响,这种后处理方法不仅难以实现焊缝质量的在线检测,而且在保证检测精度方面也面临挑战。为了解决这些问题,3D 结构光视觉技术因其高抗干扰性和高精度的特点而被广泛应用于焊缝质

量检测。3D 结构光视觉技术通过使用激光传感器来获取焊缝图像，能够有效地抑制焊接过程中的干扰因素，从而获得更清晰的图像。3D 结构光视觉技术通过投射结构光到焊缝表面并捕捉其反射信息，可以重建焊缝的三维形貌，从而提供更为精确的质量评估。3D 结构光视觉技术的发展为焊接领域带来了更高效和可靠的质量检测解决方案。

1.3 基于 3D 结构光视觉的焊缝缺陷检测技术研究现状

1.3.1 基于结构光图像的焊缝成形尺寸测量技术研究现状

焊接工艺的复杂性意味着焊接成形尺寸的大小会受到多种因素的影响，例如焊接电流、电压和焊接速度等。焊缝的成形尺寸是评估焊接质量的关键指标之一，因为它直接关系到焊缝的强度和承载能力。如果焊缝尺寸过大，可能会引起应力变形等问题，从而影响焊接结构的使用寿命和安全性^[32]。传统的焊缝尺寸测量方法通常依赖于人工操作，这种方法不仅效率低下，还受到人为误差的影响，难以满足日益提高的焊接质量检测要求以及降低人工成本的需求。为了解决这些问题，业界正在寻求自动化程度更高、精度更高、效率更快的焊缝质量检测方法。3D 结构光视觉技术因具备高精度测量、非接触式测量、灵活性强和对光照变化的高鲁棒性等优势，能够更快速、更准确的完成焊缝尺寸测量，从而实现对焊接质量的高效检测^[33]。通过 3D 结构光视觉技术的应用，可以大大提高焊接生产线的自动化水平，确保焊接质量，降低生产成本。



(a) CCD 工业相机



(b) 激光发射器

图 1-3 结构光视觉设备

线结构光三维测量技术的核心是基于结构光三角测量原理，这一原理通过结合 CCD 工业相机和激光发射器来实现，如图 1-3 所示。具体来说，线结构光三维测量的过程包括以下几个步骤：首先，使用激光发射器向被测物体表面投射一条激光线；然后，CCD 工业相机捕捉物体表面反射回来的线激光；最后，通过数字图像处理技术，对采集到的图像进行分析，从而重建物体的三维形态^[34]。然而，在实际应用中，3D 结构光视觉技术所获取的线结构光图像可能会受到噪声等因素的影响，例如线激光图像中的光条可能过粗，这会影响图像的清晰度和测量的准确性。为了解决这些问题，许多学者进行了深入研究，旨在提高线结构光图像的质量，优化三维重建过程，并提高焊缝成形尺寸测量的精度

和可靠性^[35, 36]。

在早期的研究中，White 等^[37]开发了一个基于主动视觉技术的焊接轮廓尺寸测量系统，旨在对焊缝成形尺寸进行准确测量。该系统能够对多种焊缝成形尺寸进行定义和测量，像焊宽、余高、错配、咬边、两板间的夹角以及焊趾长度等参数，并详细介绍了系统的软硬件构成，阐述了提取结构光中心线的方法。该测量系统能够适对接焊缝和角焊缝的尺寸测量需求，在对接焊缝的尺寸测量中，该系统展现出了较高的精度，达到了 2% 的测量精度。Ye 等^[38]围绕对接焊缝尺寸测量工作，采用多项式模型和 EM 算法拟合激光传感器获取的焊缝轮廓，并对焊缝母材部分轮廓进行修正，最后通过二维深度图进行尺寸测量，该方法对焊接表面弯曲和激光传感器不稳定运动具有较强的鲁棒性。Li 等^[39]提出了一种基于线结构光视觉的焊缝轮廓监测、测量和缺陷检测系统，该系统首先通过基于强度分布与连续性约束的焊缝线结构光条纹轮廓提取算法对焊缝结构光条纹轮廓进行提取并去除噪声点，然后利用二次微分极值进行特征点定位，最后通过特征点对焊缝坡口宽度、焊缝宽度以及焊缝余高进行测量。结果表明，该系统具有高鲁棒性及高可靠性。Nguyen 等^[40]提出了一种基于激光视觉的焊缝质量检测系统，该系统利用激光三角测量原理提取焊缝表面三维信息，并开发了基于强度分布的轮廓提取算法。通过结合滑动向量算法和二阶导数，系统能够精确定位特征点，实现焊缝特征点的有效提取。

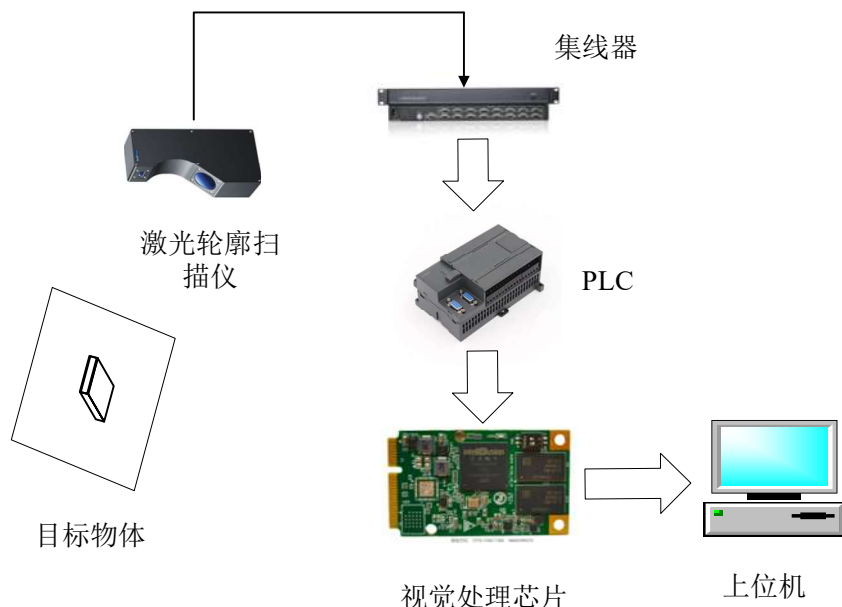


图 1-4 船舶焊缝缺陷识别系统原理图^[42]

在国内，哈尔滨工业大学对焊缝质量检测、焊缝跟踪等领域做了诸多研究。其中，褚慧慧^[41]提出了一种结合 Hessian 矩阵法和质心法的线结构光图像中心线提取方法，并在此基础上采用 RANSAC 算法对提取的线结构光中心线进行特征点粗提取，然后通过基于移动向量距离和方法实现特征点细提取，进而实现

焊缝成形尺寸的测量,最后结果表明其检测精度与效率均高于人工检测。王磊^[42]研发了一种新型的船舶焊缝识别系统,并详细介绍了视觉技术的原理和船舶焊缝缺陷识别系统的软硬件组成,如图 1-6 所示。伏喜斌等^[43,44]探讨了激光传感器在焊接领域的应用,并针对角焊缝成形尺寸的测量提出了一套详细的方法流程,其中包括测量过程中开发的图像处理算法。其设计的测量方法的检测误差在 0.05mm 以内,满足实际的焊缝尺寸测量要求。胡丹等人^[45]对目前焊缝缺陷检测的现状与展望进行了综述描述,对传统检测方法与结构光视觉方法进行了深入研究,详细介绍了这些检测方法的检测原理、系统基本结构和各自的使用范围等。

1.3.2 基于点云的焊缝缺陷检测技术研究现状

由于点云包含被测物体表面三维空间信息,将物体表面数据化,且其具有高精度等特性。相比较二维信息,基于点云的三维测量与表面缺陷检测获取的信息更加丰富,准确性更高,因此点云数据在诸多领域都得到广泛应用^[46]。

点云数据能够有效捕捉被测物体的三维空间信息,并以其高精度的特性而著称。与二维图像信息相比,能为被测物体的三维测量和表面缺陷检测提供更为丰富和准确的三维空间信息。因此,点云技术在众多领域都得到了广泛的应用。

点云数据的获取的方式主要分为主动式^[47]和非主动式^[48],常见的主动式设备有激光轮廓扫描仪和飞行时间相机,常见的非主动式设备主要是双目相机。激光轮廓扫描仪的主要由结构光和 CCD 工业相机构成,其通过结构光三角测量法原理获取焊缝轮廓三维点云信息。基于点云的焊缝缺陷检测方法主要是利用点云处理算法提取缺陷特征信息,通过对特征信息进行分析进而实现缺陷识别与分类。将点云引入焊缝表面缺陷检测领域成为焊接质量控制技术的重要进展^[49]。在基于点云焊缝缺陷检测过程中,点云处理算法属于关键算法之一,点云处理算法包括点云分割、点云切片等算法。围绕焊缝缺陷检测工作,国内外许多学者对点云处理算法展开了深入研究。

常用的点云分割算法主要包括基于边缘的分割方法、基于区域的分割方法和基于深度学习的分割方法等。点云切片算法用于获取垂直于焊缝主方向的焊缝截面轮廓数据,主要包括投影法^[50,51]和截切法^[52]。投影方法简单易实现,但难以处理不规则点云所产生的冗余重叠^[53,54]。点云切片算法主要原理是通过对带状点云的数据进行处理,寻找可替代带状点云的截面轮廓点^[55-58]。Cheng 等^[59]在投影法基础上对二维点带进行分层投影,减少截面轮廓冗余点;Xu 等^[60]提出平面最小二乘投影(PLSP)方法与边界点序列曲线(PSC)方法相结合的技术,通过考虑理想分层轮廓在形状上的相似性和距离上的接近性来减小提取截面轮廓误差;Chen 等^[61]针对截面轮廓提取过程中存在冗余、噪声、连接误差等

问题，通过角度阈值判断、离散点估计和特征提取对截面轮廓进行数据简化、去噪与分割操作，减少截面提取轮廓偏差；Xu 等^[62]在截面法的基础上提出一种改进的虚拟边缘方法，通过在稀疏轮廓点之间加入附加点，对轮廓点进行补充与调整，提高了截面轮廓提取精度；Tong 等^[63]开发了一种用于增材制造的点云切片器，对投影法获取的具有噪声和离群点的二维点带进行处理，利用形状相干性增量构造连续的切片，提取的截面轮廓冗余点较少且计算量较小。国内外学者们利用或改进上述点云处理算法进行焊缝缺陷检测，旨在提高焊缝缺陷检测的精度。

蒋世谊^[64]对近 100 份平板搭接焊缝样本进行分段和表面点云下采样，使用 Semantic Segmentation Editor 编辑器对点云进行语义标注，从而完成数据量为 250 左右的小型焊缝表面点云数据集的构建，最后运用优化后的 PointNet 深度学习网络对焊缝表面缺陷进行识别分类。李玉^[65]通过采用显式算法（泊松算法）实现焊缝的表面重建，通过正常焊缝的拟合线与待测轮廓点比较可实现缺陷的提取。张天宇等^[66]提出了一种基于结构光的焊缝表面质量检测方法，首先采用随机采样一致性算法进行焊缝点云分割，并利用主成分分析算法得到焊缝点云的主方向；然后通过点云切片获取焊缝轮廓线，结合斜率分析提取轮廓线的特征点；最后建立了焊缝表面质量评价指标，从而实现焊缝质量检测。Chang 等^[67]首先采用 B 样条曲面拟合和次曲面连接技术对焊缝表面进行重构；然后对重构后的焊缝表面进行切割处理；最后将提取的截面轮廓与可接受轮廓进行对比，进而实现缺陷的识别。Dong 等^[68]首先运用平面拟合的方式进行点云分割；然后通过平面化的焊缝获取焊缝主方向，再进行点云切片；最后采用滑动窗口法进行特征点识别。Hegedüs-Kuti 等^[69]介绍了一种使用 3D 扫描仪数据检测焊接错误的框架，可有效识别与区分部分缺陷，但难以将裂纹相关缺陷进行区分。

综上所述，相较于二维图像的焊缝缺陷检测，基于点云的表面缺陷检测技术具有更强实时性、更高准确性和更强抗干扰性。深度学习技术的进步促进了 3D 结构光视觉技术与焊缝表面缺陷检测的紧密结合，推动了检测技术的发展。因此，本文将结合深度学习方法，对焊缝表面的缺陷进行分类和识别。

1.4 本文研究内容

本文针对焊缝成形尺寸测量与表面缺陷识别与分类的功能需求，基于 3D 线结构光视觉和深度学习技术，探索实现焊缝尺寸和表面缺陷检测的方法。文章的主要研究内容如下：

（1）针对焊缝成形尺寸测量和表面缺陷检测的要求，分析了斜射式结构光三角测量和直射式三角测量的原理，推导了焊缝点云数据获取的过程，其中涉及坐标系统变换与三维重建，阐述了实现焊缝表面点云预处理的方法，其中包

括点云滤波、点云分割和点云切片算法。

(2) 分析了焊缝成形尺寸缺陷定义和类型。在此基础上,针对多余的母材点云影响后续的数据处理速度和稳定性的问题,通过 RANSAC+KNN 算法提取焊缝部分点云数据,同时确定焊缝主方向。针对线结构光无法严格保证于焊缝的主方向垂直,导致获取的焊缝截面点云数据与焊缝实际截面存在差异的问题,提出了一种基于 STL 模型的焊缝横截面提取方法,实现垂直于焊缝主方向的焊缝横截面轮廓数据的精确提取,进而实现焊缝成形尺寸缺陷检测。通过模拟线结构光视觉传感器获取的与焊缝主方向不垂直的截面轮廓数据,采用本文介绍的点云处理方法对这些焊缝截面轮廓数据进行处理分析,分别计算焊缝焊宽与余高的测量尺寸和真实尺寸的误差。

(3) 围绕焊缝表面缺陷检测工作,介绍了焊缝表面缺陷的常见类型,采用基于格拉姆矩阵将焊缝截面轮廓的一维序列数据转换为二维图像数据,利用数据增强的方式扩充数据集,通过基于改进 LeNet5 网络对焊缝表面缺陷进行识别与分类,进而实现焊缝表面缺陷检测。通过构建焊缝截面轮廓数据集,通过改进 LeNet5 网络对焊缝表面缺陷进行识别与分类,利用测试样本验证本文焊缝表面缺陷检测方法的准确性与效果

(4) 为了进一步验证本文焊缝缺陷检测方法可行性和有效性,首先利用 3D 结构光设备采集焊缝表面点云数据,通过点云滤波,点云分割和点云切片等点云处理算法提取焊缝横截面轮廓数据,计算焊缝成形尺寸与真实尺寸的误差。接着利用采集的 3 种形貌焊缝截面轮廓数据进行数据集的构建,利用前述方法进行神经网络模型的训练,并利用测试样本测试训练好的模型,进而验证焊缝表面缺陷检测方法的准确性与有效性。

1.5 论文章节安排

本文共分为 6 个章节,论文结构如图 1-6 所示,每章研究内容如下所示:

第 1 章:绪论。概述了焊缝缺陷检测的应用并分析了 2D 视觉和 3D 结构光技术的优势与局限。同时,介绍了研究内容和章节安排。

第 2 章:焊缝表面点云数据获取与点云预处理算法。介绍了线结构光三角测量原理,为 3D 结构光技术提供理论支持,并推导了焊缝点云获取与三维重建的理论。同时,总结了焊缝点云预处理算法的优缺点。

第 3 章:基于 3D 结构光视觉的焊缝成形尺寸测量。定义焊缝成形尺寸,使用 RANSAC+KNN 算法提取焊缝截面轮廓特征点并进行分割,提取焊缝部分轮廓。提出基于 STL 模型的焊缝横截面轮廓提取方法,完成尺寸测量。通过仿真验证所提方法的可行性。

第 4 章:基于 3D 结构光视觉的焊缝表面缺陷检测。定义焊缝表面的咬边、凹陷和毛刺缺陷,使用 GAF 方法将焊缝数据转换为二维图像。构建缺陷数

数据集，并通过改进 LeNet5 网络训练测试，实现焊缝缺陷检测，并验证其可行性。

第 5 章：实验结果与分析。使用 3D 结构光设备采集焊缝表面点云数据，进行焊缝截面的分割和测量，并验证结果。同时，构建焊缝缺陷数据集，使用改进 LeNet5 网络训练并验证神经网络模型的有效性。

第 6 章：总结与展望。对本文主要研究内容与研究成果进行总结与分析，并对基于本研究内容的后续发展方向进行分析与展望。

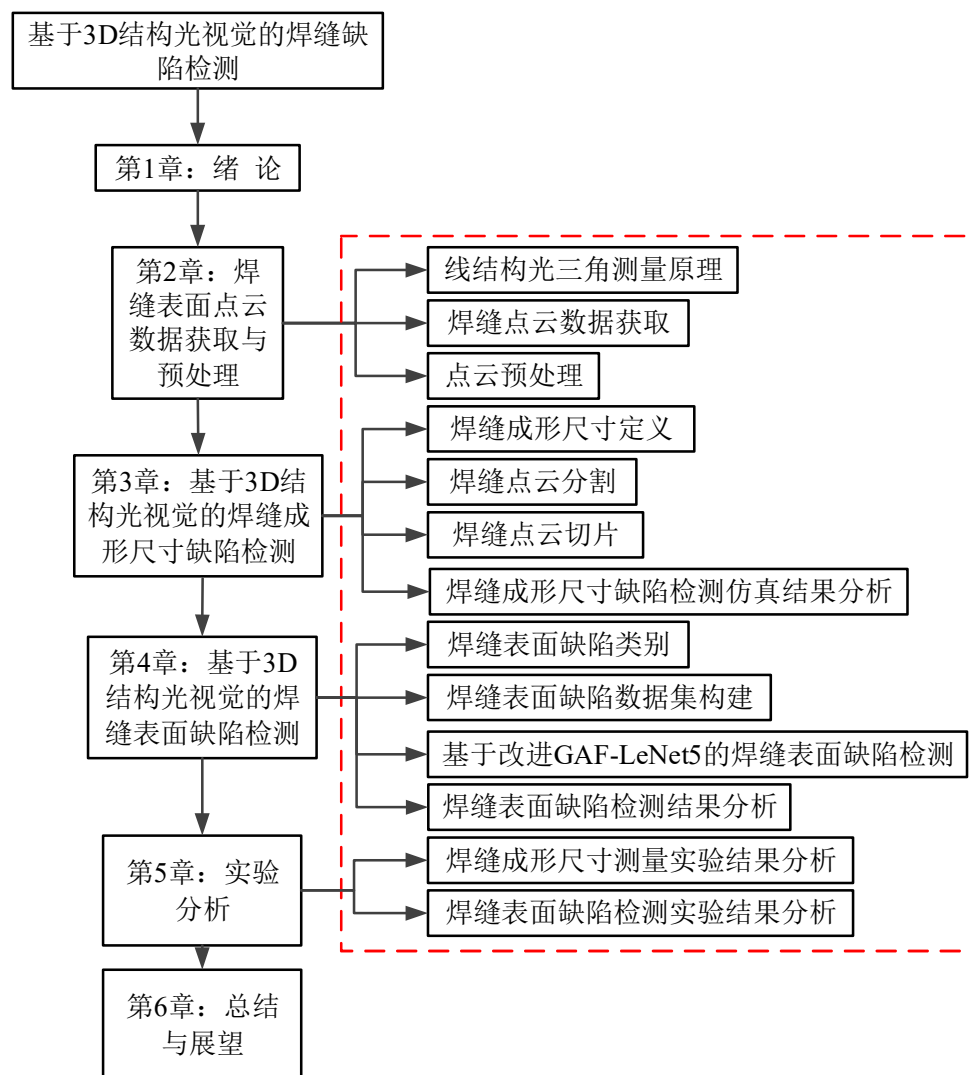


图 1-5 主要章节结构

第2章 焊缝表面点云数据获取与预处理

2.1 引言

在自动化焊接的过程中，现实工况环境中往往伴随着弧光与火花溅射，普通的检测方式会受到焊接工况环境诸多因素的影响导致缺陷检测的准确度低。为了获取焊缝表面的精确三维坐标信息，本文选择具有高穿透性和高抗干扰性的线结构光实现焊缝表面数据获取。线结构光视觉系统的坐标系统变换和三维重建正是为了获取焊缝表面三维点云数据。针对原始焊缝表面点云数据存在噪声点和无关点等因素的影响，点云预处理可为后续缺陷检测提供更有效的支撑。

本章首先对结构光三角测量方法原理进行简要介绍。接着论述了为获取焊缝三维表面数据涉及到的坐标系统变换过程和三维重建方法。最后阐述了在点云数据预处理和焊缝横截面获取过程中涉及到的点云数据处理算法。上述工作，为实现焊缝缺陷检测奠定了基础。

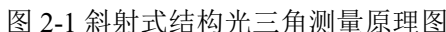
2.2 结构光三角测量原理

利用结构光三角测量实现焊缝表面深度信息获取的主要原理是通过将线激光以一定的角度投射到焊缝表面，线激光再由焊缝表面反射至 CCD 工业相机，CCD 通过滤光片降低弧光和其他光源的影响，并转化为焊缝结构光条纹图像。当焊缝表面空间坐标发生变化时，焊缝结构光条纹图像的像素坐标也相应发生变化，其像素坐标变化的大小与焊缝表面空间坐标变化的大小成一定关系，通过坐标系统变换算法便可由焊缝结构光条纹图像中的像素坐标变化计算出焊缝表面的空间坐标。

2.2.1 斜射式结构光三角测量

当由线激光发射器发射的激光束与焊缝表面不垂直时，这种测量的方式被称为斜射式测量，其原理示意图如图 2-1 所示^[64]。

其中，激光束与焊缝表面基准面法线的夹角为 γ ，反射光束 AA' 与法线的夹角为 α ，与 CCD 光敏阵列单元之间的夹角为 β ，入射光点 A 与到成像光学系统中心 O 之间的距离为 l_1 ，相应成像点 A' 与光学成像中心点之间的成像距离为 l_2 。过 B 和 B' 点分别作 AA' 的延长线和 AA' 的垂线，垂足分别为点 C 和点 D 。光敏阵列上的成像光斑随着焊缝表面与基准面之间距离的变化而移动。如图 2-1 所示，当焊缝表面与基准面之间的距离为 Δy 时，相应的探测器上光斑移动距离为 Δx 。


$$\frac{|B'D|}{|BC|} = \frac{|OD|}{|OC|} = \frac{|OA'| - |DA'|}{|OA'| + |AC'|} \quad (2-1)$$

将式 (2-2) 整理可得:

当成像透镜的焦距 f 已知，在理想的成像条件下，依据高斯成像定理可知：

综上所述, 可得斜射式三角测量的位移 Δy 于光斑移动距离 Δx 的关系为:

由式 (2-5) 便可通过光斑在 CCD 上移动的距离 Δx 得到焊缝表面高度 Δy , 进而得到焊缝表面三维空间信息。

当激光束与焊缝表面垂直时, 这种测量方式被称为直射式测量, 简易理解成 $\gamma=0^\circ$ 时的斜射式测量, 属于斜射式测量的一种特殊情况, 其原理示意图如图

2-2 所示。

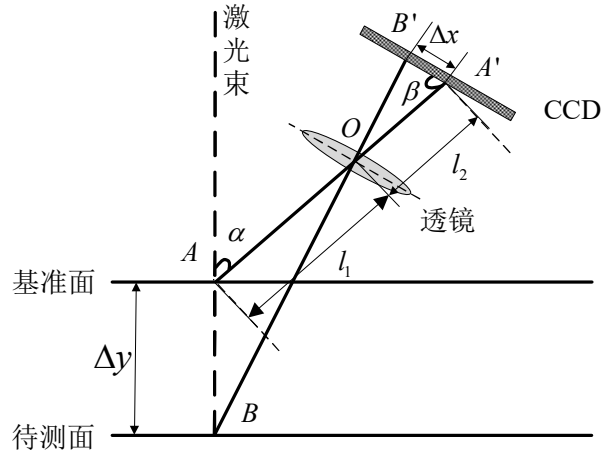


图 2-2 直射式结构光三角测量原理图

图 2-2 中焊缝表面反射的激光束 AA' 与激光器投射的线激光的夹角为 β ，与 CCD 元件的夹角为 α ， l_1 与 l_2 分别为入射光点 A 与相应成像点 A' 到成像光学中心 O 的距离。根据示意图中相似三角形可以推导出物体表面位移 Δy 与探测器上光斑移动距离 Δx 的理论关系如式 (2-6)：

$$\Delta y = \frac{\Delta x \cdot l_1}{l_2 \cdot \sin \beta - \Delta x \cos \beta} \quad (2-6)$$

当透镜组的焦距 f 已知时，在理想的条件下，根据高斯成像定理可知：

$$\frac{1}{l_1} + \frac{1}{l_2} = \frac{1}{f} \quad (2-7)$$

式 (2-6) 可变化为：

$$\Delta y = \frac{\Delta x \cdot l_1 (l_1 - f)}{l_2 f \sin \beta - \Delta x \cos \beta (l_1 - f)} \quad (2-8)$$

由式 (2-8) 可知，在已知基线长 l_1 、基线长 l_2 、焦距 f 和散射夹角 β 且不考虑镜头畸变影响的情况下可以准确计算实际距离变化。

2.3 焊缝点云数据获取

线结构光系统中 CCD 工业相机获取的焊缝表面数据为线激光条纹图像数据，为实现焊缝表面三维空间点云数据获取，需将激光条纹像素坐标数据转换到三维物理空间中。线结构光三维重建测量系统包含激光发射器和相机成像装置，三维重建过程通常包含三步：相机和光平面标定、线结构光条纹中心线提取以及三维重构。本节将对线结构光视觉系统中的坐标系统变换和三维重建原理进行阐述。

2.3.1 坐标系统及其变换

线结构光视觉系统中的坐标系变换涉及四个坐标系，包括像素坐标系、图像坐标系、相机坐标系和世界坐标系。

(1) 像素坐标系和图像坐标系

图像坐标系是建立在图像上的坐标系，如图 2-3 所示。

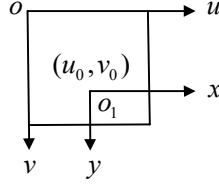


图 2-3 图像坐标系

图像坐标系以摄像机光轴与图像平面的交点为原点，沿像素行方向 u 轴建立 x 轴，沿像素列方向 v 轴建立 y 轴。设点 O_1 在像素坐标系下的坐标为 (u_0, v_0) ，单个像素在 x 轴上的物理尺寸为 dx ，在 y 轴上的物理尺寸为 dy ，则图像中任意一点在像素坐标系和图像坐标系下的转换关系如式 (2-9) 和式 (2-10) 所示：

$$u = \frac{x}{dx} + u_0 \quad (2-9)$$

$$v = \frac{y}{dy} + v_0 \quad (2-10)$$

用齐次坐标和矩阵的形式表示如式 (2-11) 所示：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-11)$$

(2) 相机坐标系

相机坐标系以相机光心为原点 O_c ，以相机光轴为 Z_c 轴， X_c 轴和 Y_c 轴分别与图像坐标系中 x 轴和 y 轴平行。如图 2-4 所示，摄像机的光轴穿过图像平面与其交于点 O_1 ， $O_c O_1$ 为摄像机的焦距。

相机坐标系到图像像素坐标系的转换关系为：

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-12)$$

其中， $f_x = f / dx$ ， $f_y = f / dy$ 。

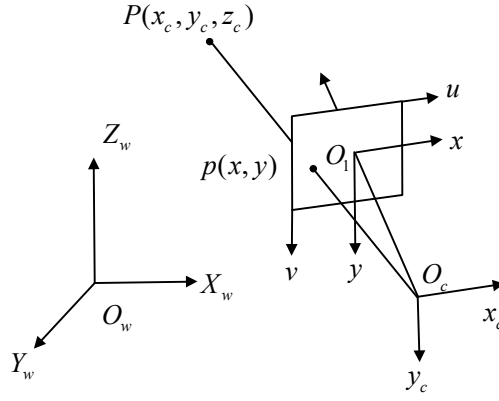


图 2-4 相机坐标系与世界坐标系

(3) 世界坐标系

由于相机的空间位置任意，需要建立世界坐标系描述相机的空间位置。世界坐标系可通过旋转矩阵 R 和平移向量 $\vec{T}$ 转换到摄像机坐标系中。如图 2-4 所示，世界坐标系中一点 $P(x_w, y_w, z_w)$ 到相机坐标系的坐标转换关系如式 (2-13) 所示：

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & \vec{T} \\ \vec{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-13)$$

其中， R 为 3×3 的正交旋转矩阵， $\vec{T}$ 为三维平移向量， $\vec{0}^T = (0, 0, 0)^T$ ， M 为 4×4 的矩阵。

联立式 (2-12) 和式 (2-13)，世界坐标系中任一点到像素坐标系中的一点的变换关系可表示为：

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & \vec{T} \\ \vec{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M_1 M_2 \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-14)$$

其中， M_1 和 M_2 可表示如下形式：

$$M_1 = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad M_2 = \begin{bmatrix} R & \vec{T} \\ \vec{0}^T & 1 \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

M_1 中的所有参数由相机内部结构决定，被称为相机内部参数矩阵； M_2 由世界坐标系和相机坐标系的相对位置决定，被成为外部参数矩阵。

2.3.2 三维重建

如图 2-5 所示，通过像素点坐标只能确定空间中一条射线方程，无法确定

其对应世界坐标系中的坐标。因此，需通过线激光平面方程增加一个约束条件，从而可获得像素点在世界坐标系中唯一对应的三维坐标。

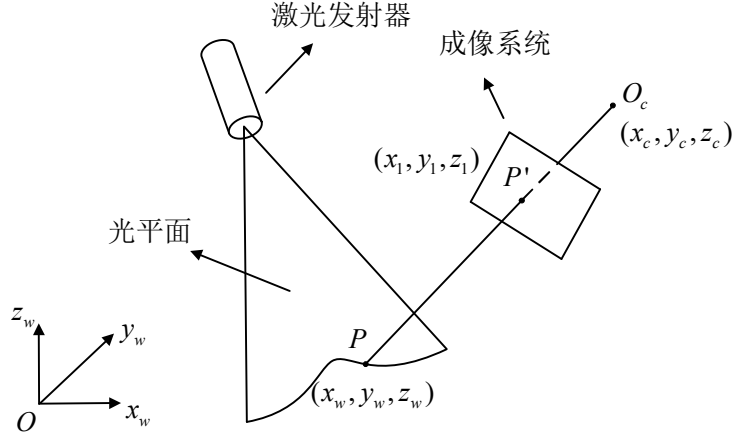


图 2-5 线结构光三维重建原理图

将光平面方程建立在相机坐标系下，通过线激光光平面标定确定激光平面方程的参数，得到相机坐标系下的光平面方程为：

$$a_c x_c + b_c y_c + c_c z_c + d_c = 0 \quad (2-16)$$

相机投影模型为：

$$\lambda \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} \quad (2-17)$$

联立式 (2-16) 和 (2-17) 可得：

$$\lambda \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ a_c & b_c & c_c & d_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-18)$$

式中： $\lambda = z_c$ ，简化式 (2-18) 为：

$$\begin{bmatrix} \frac{x_c}{z_c} \\ \frac{y_c}{z_c} \\ 1 \\ 1 \\ \frac{1}{z_c} \end{bmatrix} = A_e^{-1} \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2-19)$$

其中， A_e 可表示如下形式：

$$A_e = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ a & b & c & d \end{bmatrix} \quad (2-20)$$

最后通过相机标定得到的外部参数将相机坐标系下的坐标表达转化为世界坐标系中的表达，进而可以求出焊缝表面激光条纹所表征的实际焊缝轮廓的几何信息，实现焊缝表面点云的获取。

2.4 点云预处理

在焊缝表面点云数据的实际获取过程中，受采集设备的精度、工作人员的操作和工况环境等因素的影响，所获取的数据中会存在数据噪声。为解决此问题，对原始焊缝点云数据进行点云去噪，降低噪声的影响。由于获取的原始点云数据量较大，会减慢后续点云数据处理速度，为提升滤波速度，在滤波过程中引入降采样处理操作。原始焊缝点云数据中存在母材部分点云，而母材部分点云与焊缝缺陷检测关联较少，因此需对原始点云进行点云分割处理，获取焊缝部分点云数据。此外，在采集焊缝点云数据的过程中，由于投射的线结构光线与焊缝的主方向不垂直，获取的焊缝截面点云数据不是焊缝横截面。针对此问题，采用点云切片提取垂直于焊缝主方向的焊缝横截面，为后续焊缝成形尺寸缺陷检测提供重要数据支持。

2.4.1 点云滤波

点云滤波包括点云去噪和点云降采样，常用的点云滤波包括半径滤波、统计滤波。

(1) 半径滤波的主要原理是以某点为圆心确定以一固定值为半径的圆形邻域，计算该邻域内点的数量，通过判断该数量与阈值的大小关系确定是否保留该点^[70]。半径滤波运行速度快，可以有效去除离群点，但圆形邻域的半径和阈值需要人工设定，增加了滤波处理的复杂性和效率。

(2) 统计滤波的主要原理是依据点云数据中的点与其邻域内点的距离分布进行滤波，主要是计算点云数据中各点与 K 邻域内点距离的平均值。统计滤波去噪效果好且参数可调，相比较其他滤波算法，该算法保留了数据结构，为后续点云数据处理提供了便利但计算量过大，对设置的参数敏感度过大，难以保证滤波效果。

(3) 常用的一些下采样方法主要为基于体素的下采样。基于体素下采样的原理是根据输入点云数据创建一个三维的体素网格，每个体素网格用栅格内部所有点的质心来表示，其计算表达式如式 (2-21) 所示。

$$\begin{cases} X_{\text{centroid}} = \sum_{i_p=1}^{m_p} X_{i_p} / m_p \\ Y_{\text{centroid}} = \sum_{i_p=1}^{m_p} Y_{i_p} / m_p \\ Z_{\text{centroid}} = \sum_{i_p=1}^{m_p} Z_{i_p} / m_p \end{cases} \quad (2-21)$$

其中, X_{i_p} 、 Y_{i_p} 、 Z_{i_p} 分别表示第 i_p 点的三个坐标, m_p 表示体素格栅内点的数量。

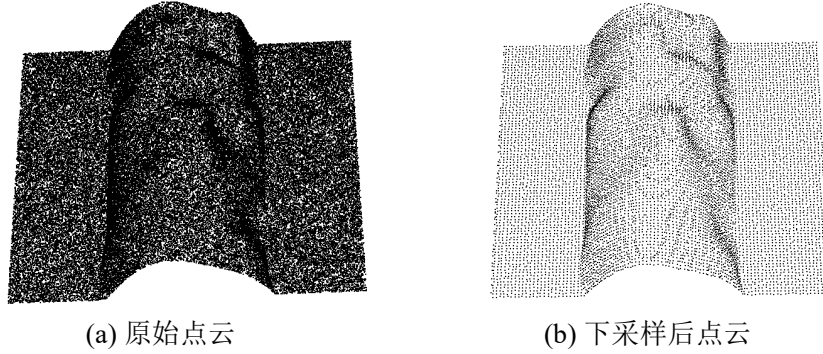


图 2-6 焊缝点云下采样

通过降采样降低了点云处理的计算成本, 提高数据传输与处理的效率, 同时保持数据结构。但下采样的过程会导致部分信息的丢失, 且下采样的参数设置困难, 若参数设置不当将会导致点云下采样效果不佳。

由于点云滤波算法种类较多, 需依据所需处理点云的特征进行合适的选择, 合理的滤波方法能够为后续点云处理提供更优的数据。

2.4.2 点云分割

常用的点云分割方法包括随机采样一致算法、欧式聚类分割算法、区域生长算法和基于深度学习的分割算法。

(1) 随机采样一致算法 (RANSAC)

RANSAC 算法是一种在含有噪声和异常数据的数据集中, 用于估算数学模型参数的迭代方法。它于 1981 年由 Fischler 和 Bolles 最先提出, 经常运用于计算机视觉中。RANSAC 算法的基本假设是样本中包含正确数据和异常数据, 即数据集中含有噪声。该算法通过随机抽取一个最小样本集来初始化模型, 然后利用剩余数据与模型进行比较, 若误差小于预设阈值, 则认为该数据为内点, 否则为外点。内点用于重新计算模型参数, 并重复上述过程, 直到达到预设的迭代次数或找到足够好的数学模型参数。

RANSAC 算法的核心思想是随机性和假设性。随机性是指根据正确数据出现概率去随机选取抽样数据, 根据大数定律, 随机性模拟可以近似得到正确结

果；假设性是指假设选取出的抽样数据都是正确数据，然后用这些正确数据通过问题满足的模型，去计算其他点，然后对这次结果进行一个评分。具体的 RANSAC 直线拟合算法执行步骤如下所示：

- 1) 设置距离阈值 d^r 和迭代次数 n^r ；
- 2) 在所有数据点中随机选取 2 个点确定一条直线；
- 3) 计算所有数据点到直线的距离 d_k^r ；
- 4) 判断 d_k^r 与 d^r 的大小，若 $d_k^r < d^r$ ，该点为内点，反之为外点；
- 5) 计算内点的数量 num ；
- 6) 将上述步骤重复循环 n^r 次执行，找到内点数量最多的直线即为拟合成功的直线。

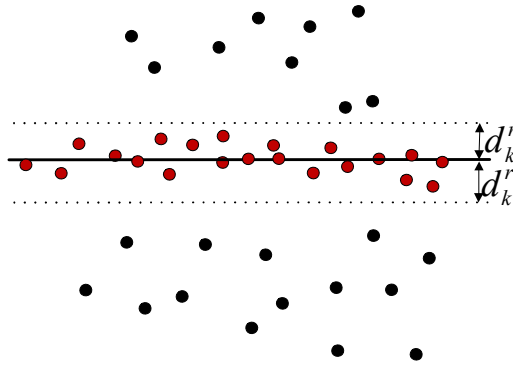


图 2-7 RANSAC 算法示意图

RANSAC 算法被广泛应用于计算机视觉领域和数学领域，例如直线拟合、平面拟合、计算图像或点云间的变换矩阵等方面。基于 RANSAC 算法的基本检测算法具有较高的鲁棒性和效率，可针对直线、平面、球等规则点云进行点云分割。

(2) 欧式聚类分割算法

欧式聚类分割，顾名思义就是点与点之间的亲疏程度进而进行聚类分割，其主要算法流程如下：

- 1) 找到空间中某一点 $p_i^o (x_{pi}^o, y_{pi}^o, z_{pi}^o)$ ，通过 kdTree 找到距点 p_i^o 最近的 n^o 个点，并判断这 n^o 个点到点 p_i^o 的欧式距离 d^o 。将距离小于阈值 r 的点放在类 M_p 中，以点 p_i^o 附近的 $Q_i^o (x_{qi}^o, y_{qi}^o, z_{qi}^o)$ 为例，欧式距离定义如下：

$$d^o = \sqrt{(x_{qi}^o - x_{pi}^o)^2 + (y_{qi}^o - y_{pi}^o)^2 + (z_{qi}^o - z_{pi}^o)^2} \quad (2-22)$$

- 2) 在类 M_p 中找到一点 p_j^o ，重复操作 1，找到符合条件的点全部放入类 M_p 中，当 M_p 不能再加入新的点时，完成搜索。

欧式聚类分割算法具有高度的随机性但只能分割互不相交的点云数据。

(3) 区域生长算法

区域生长算法主要将具有相似性的点云集合到一起构成一个区域。首先对

每个需要分割的区域找出一个种子点作为生长的起点，然后将种子点周围邻域中与种子点有相同或相似性质的点合并到种子点像素所在的区域中。新的点继续作为种子点向四周生长，直到没有满足条件的像素为止。其主要算法流程如下：

1) 计算每个点的法线和曲率，并依据曲率升序进行排序。依据每个点的邻近点进行曲率和法线的计算，具体计算公式如式 (2-23) 所示：

$$cur_i = \frac{1}{k^q} \sum_{q \in N_{pi}} \left| \left\langle (q^q - p_i^q) / \|q^q - p_i^q\|_2, n_i^q \right\rangle \right| \quad (2-23)$$

其中， N_{pi} 为点 p_i^q 的 K 个近邻点组成的邻域， q^q 是属于邻域 N_{pi} 内的点。

计算点 p_i^q 邻域点集的质心 $\bar{p}$ 和协方差矩阵 C ，计算公式如式 (2-24) 和 (2-25) 所示：

$$\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i^q \quad (2-24)$$

$$C_{3 \times 3} = \frac{1}{k^q} \sum_{i=1}^k (p_i^q - \bar{p})(p_i^q - \bar{p})^T \quad (2-25)$$

通过利用 SVD 方法对协方差矩阵 C 进行处理，将协方差矩阵 C 分解为：

$$C = UWW^T \quad (2-26)$$

式 (2-26) 中 U 和 V 分别为 CC^T 和 $C^T C$ 的单位特征向量组成的矩阵， W 为对角矩阵，对角元素为奇异值。则点 p_i^q 的法向量近似为奇异值最小的值所对应的特征向量。

2) 选择曲率最低的点作为初始种子点，将种子点周围的临近点与其比较；

3) 判断临近点与种子点的法线方向是否满足法线夹角阈值，曲率是否小于区域插值阈值；

4) 若满足步骤 3，则该点可作为种子点。

区域生长法是针对小曲率变化面的分割，多适用于连续阶梯平面分割，若曲率变化较大则分割效果欠佳。

(4) 基于深度学习的分割算法

深度学习在模式识别、机器视觉和数据分析等领域极具影响力，发展速度也极快。在点云分割方面，主要有基于多视图、基于体素和直接对点云处理三种方式。

早期的深度学习方法尝试将 3D 点云投影到 2D 平面上，然后采用基于 CNN 的网络模型来对数据进行处理。这个方法解决了三维点云数据难以处理分类的问题，利用 CNN 提取平面投影的特征，将多视图的平面投影特征聚合在一起，通过全连接层和池化层得到语义分割的结果。由于三维点云被投影到二维

图像上会受到不同视点选择和投影角度的影响，导致图像丢失部分可用的空间集合信息，一定程度上会造成分割精度的下降。

2.4.3 点云切片

针对线结构光视觉传感器获取的截面轮廓与焊缝主方向不垂直，不能完全反映焊缝横截面真实形貌的问题，需对点云数据进行切片处理。由于点云的无序性，精确的点云切片成为一大难点。目前针对点云切片问题，使用较多的方法主要包括投影法和截交法。

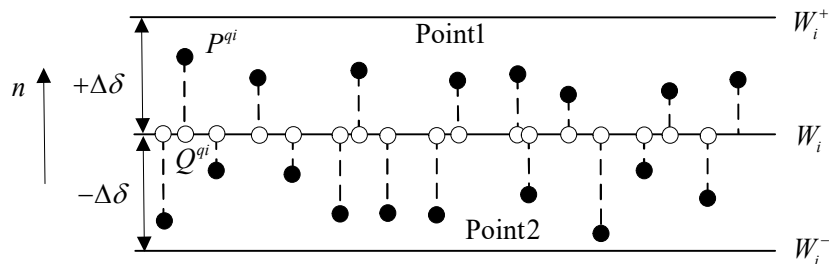


图 2-8 投影法示意图

(1) 投影法

投影法的主要原理是将与某一切平面 W_i 的距离为 $\Delta\delta$ 的所有点向切平面 W_i 进行投影, 通过拟合投影轮廓点实现切片轮廓提取。

图中 $\Delta\delta$ 为切片厚度，向量 $\mathbf{n}^t$ 为切片方向向量，Point1 和 Point2 分别为距离切平面 $\mathbf{W}_i$ 两侧的带状点云。投影法由于受周边点云影响较大，易造成点云重叠和截面数据不连续现象，故效果不佳。

(2) 截交法

截交法的主要原理是将距离切平面两边的点通过 K 近邻算法进行一一对应，并求取两对应点的连线与切平面的交点，进而实现点云切片，其步骤如下：

- 1) 求取整体点云的密度进而确定切片厚度 d^j ;
- 2) 确定切片方向和初始切平面方程;
- 3) 将距离切平面的左右两边的点分别保存为 **Point1** 和 **Point2**;

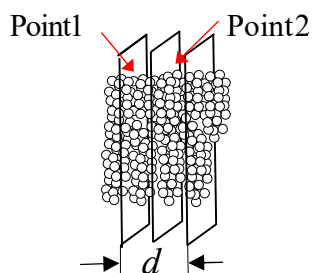


图 2-9 截交法示意图

4) 针对 Point1 中的每个点通过 K 近邻算法找到在 Point2 中的对应点, 再求取这两点连线与切平面的交点, 保存所有交点即可完成一次切片。

对比投影方法, 截交法的确能够解决投影法的点云重叠问题, 但 Point1 和 Point2 内点云数目较多且采用 K 近邻算法无法将两边点准确的一一对应, 截面轮廓精度有待提高。三维数据模型包括三维点云数据模型与 STL 模型, 以上两种方法均是基于点云模型进行截面数据提取, 而基于 STL 模型的进行截面数据提取也是提取三维模型截面轮廓的一种重要方式, STL 分层主要利用空间几何关系求取截面与三角面片的交点的方式提取截面轮廓, 相较对点云数据直接进行截面轮廓提取, STL 模型数据结构更稳定, 截面轮廓提取过程更便捷。

2.5 本章小结

本章分析了结构光三角测量中斜射式和直射式结构光三角测量原理; 阐述了线结构光视觉系统中坐标系统变换与三维重建获取焊缝点云数据的过程; 介绍了降低点云数据噪声的滤波方法、实现特定数据提取的点云分割方法以及获取固定方向横截面数据的点云切片方法。

第3章 基于3D结构光视觉的焊缝成形尺寸缺陷检测

3.1 引言

在焊缝缺陷检测领域，焊缝成形尺寸缺陷检测扮演十分重要的角色，成形尺寸过大或过小都会影响焊缝的使用寿命和安全性。3D结构光视觉具有抗弧光、精度高、主动性、非接触和能适应不同的焊接速度等优势，在焊缝成形尺寸缺陷检测领域有广泛的应用空间。本章首先通过线结构光视觉系统获取到焊缝表面点云数据，获取的点云数据中包括两个焊接组件和焊缝部分点云。其次针对焊缝成形尺寸与焊接组件并无关联且多余的焊接组件点云会影响后续的数据处理速度和稳定性的问题，对原始点云进行点云分割操作提取焊缝部分点云。接着针对线结构光与焊缝主方向不垂直和复杂焊缝表面点云数据采集不全导致截面不连续问题，对分割后点云数据进行切片。最后提取焊缝横截面特征点实现焊缝成形尺寸测量，确定成形尺寸缺陷类型，利用仿真验证本文方法的可行性。焊缝成形尺寸缺陷检测流程如图3-1所示。

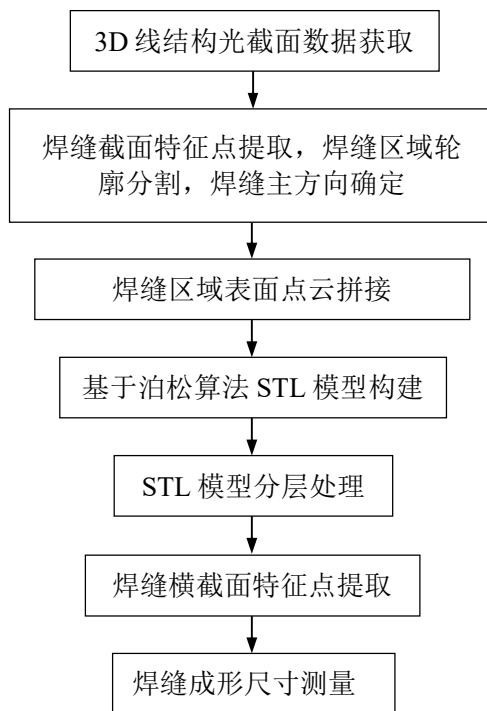


图 3-1 焊缝成形尺寸缺陷检测流程

3.2 焊缝成形尺寸定义

焊缝外形几何尺寸是表征焊缝形状特征的重要参数，实时的焊缝外形尺寸检测能有效监测焊缝质量。焊缝成形尺寸主要包括焊宽与余高，可基于焊缝截面特征点的坐标值进行计算。

如图 3-1 所示，由 A^h 点和 B^h 点确定一条直线，焊缝部分截面轮廓所有点中到直线 AB 距离最大的点即为最高点或最低点 C^h 点， W^h 为焊缝宽度； H^h 为焊缝余高或凹度。

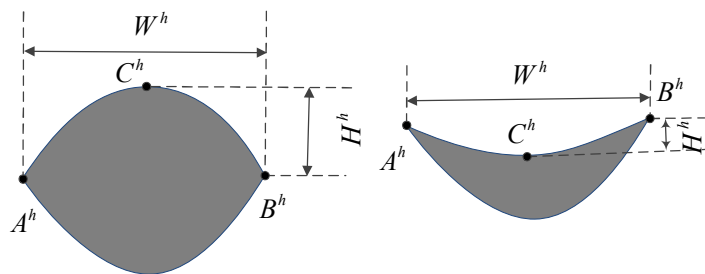


图 3-2 焊缝成形尺寸示意图

由图所示， $A^h(x_1, y_1, z_1)$ 点与 $B^h(x_2, y_2, z_2)$ 点的距离即为焊缝宽度 W^h ； $C^h(x_3, y_3, z_3)$ 点到直线 A^hB^h 的距离即为余高或凹度 H^h 。

焊缝宽度 W^h 的计算公式为式 (3-1)：

$$W^h = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (3-1)$$

$$\vec{s} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1) \quad (3-2)$$

$$\vec{AC} = (x_3 - x_1, y_3 - y_1, z_3 - z_1) \quad (3-3)$$

焊缝余高的计算公式为式 (3-4)：

$$H^h = \frac{|\vec{AC} \times \vec{s}|}{|\vec{s}|} \quad (3-4)$$

式 (3-2) 中， $\vec{s}$ 为直线 AB 的方向向量；式 (3-3) 中， $\vec{AC}$ 为直线 AC 的方向向量。

根据《钢结构焊缝外形尺寸》(GB10854-89) 中几何缺陷的分类标准中对尺寸缺陷进行了定义，其中包括焊宽变化量、焊缝表面凹凸度等。

焊缝尺寸缺陷的详细定义如下：

(1) 焊宽变化量：如图 3-3 所示，焊缝最大宽度 $W_{\max}^h$ 和最小宽度 $W_{\min}^h$ 的差值 C ，在任意 50mm 焊缝长度范围内不得大于 4mm，整个焊缝长度范围内不得大于 5mm。其中焊缝宽度指焊缝上表面两侧与焊接母材相交的两个交点之间的距离。

(2) 焊缝表面凸凹度：如图 3-4 所示，在焊缝任意 25mm 长度范围内，焊缝余高的最大值 $H_{\max}^h$ 与最小值 $H_{\min}^h$ 的差值不得大于 2mm。其中余高指焊缝上表面到焊接母材的最大距离。对接焊接中：当两块焊接母板高度一致时，余高为焊缝最高点到任意一个焊接母板的距离；当两块焊接母板高度不一致时，余

高则为焊缝最高点距离较大的焊接母板的距离。

目前，大多数焊缝外形尺寸的测量依靠技术人员使用焊缝检验尺等测量工具进行测量。虽然该方法可对对接焊缝、角焊缝等多种搭接方式焊缝进行焊宽变化量、焊缝表面凹凸度等焊缝外形尺寸的测量，但使用该工具的缺点是测量结果受测量技术人员的主观因素影响较大，多次测量时劳动强度大，且需经过培训的专业技术人员进行测量。本文使用线结构光相机非接触测量焊缝尺寸的方法能更高效实用的测量焊缝外形尺寸。采用焊缝点云分割与点云切片获取垂直于焊缝主方向的截面轮廓数据，提取相应特征点后进而实现焊缝的成形尺寸测量。

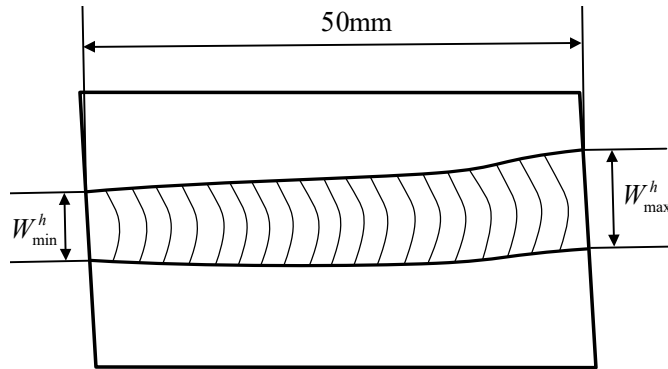


图 3-3 焊宽变化量示意图

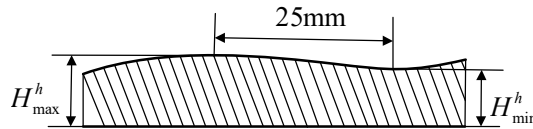


图 3-4 焊缝表面凹凸度示意图

3.3 焊缝点云分割

在实际的焊缝表面点云中存在母材和焊缝两部分点云数据，多余的母材点云会影响后续的数据处理速度和稳定性，解决此问题，需要对原始点云进行点云分割操作。根据本文点云数据的结构特征，本文选用 RANSAC 直线拟合的方式进行点云分割。

3.3.1 母材截面轮廓拟合

传统 RANSAC 算法采样方式为随机采样，其拟合效率慢且容易过拟合，为解决传统 RANSAC 算法焊缝点云分割存在的过拟合和拟合效率过慢的问题，引入 KNN 算法改善 RANSAC 直线拟合的效果，提高最小抽样集中的点为局内点的概率，减少采样次数，有效防止过拟合。RANSAC+KNN 算法进行母材截面轮廓拟合的流程如图 3-5 所示。

假设母材数据为局内点、焊缝数据为局外点，则传统 RANSAC 算法局内点

被采样到的概率为 p_1^r 。

$$p_1^r = \frac{n_{inliers}}{n_{inliers} + n_{outliers}} \quad (3-5)$$

RANSAC+KNN 算法局内点被采样到的概率为 p_2^r 。

$$p_2^r = \frac{n_{inliers}}{n_{knn}} \quad (3-6)$$

其中, $n_{inliers}$ 局内点数量; $n_{outliers}$ 为局外点数量; n_{knn} 为通过 KNN 搜索的点的数量。由于 $n_{knn} < n_{inliers} + n_{outliers}$, 由式 (3-5) 和 (3-6) 可知, $p_2^r > p_1^r$ 。

迭代次数 n^r 由外点概率 q^r 、模型的置信度 H^r 和初始点个数 s^r 决定, 如式 (3-7) 所示。

$$n^r = \ln(1 - H^r) / \ln[1 - (1 - q^r)^{s^r}] \quad (3-7)$$

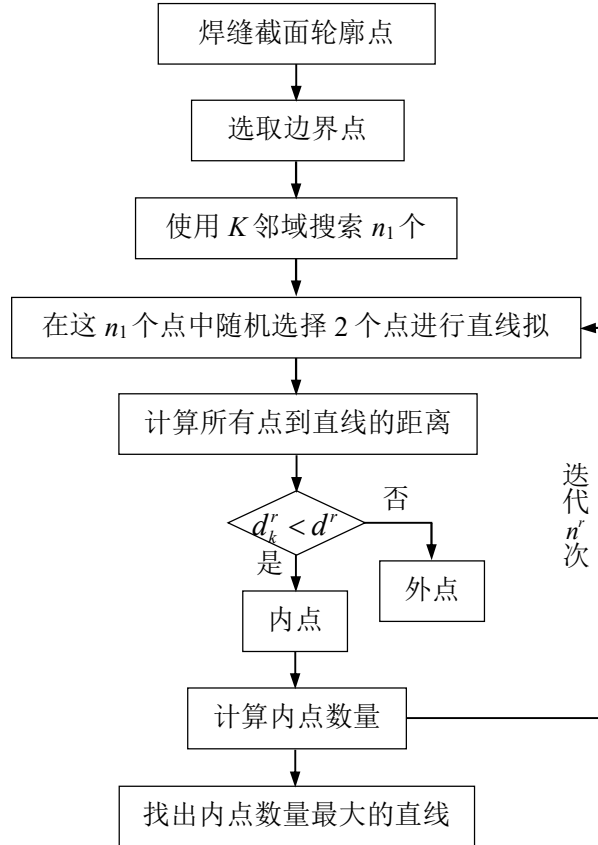


图 3-5 RANSAC+KNN 算法流程图

本文为直线拟合, 所以初始点个数 s^r 为 2, 模型的置信度及拟合的直线为真的概率, 此处设置为 0.99。由式 (3-7) 可知, 当 H^r 不变, q^r 越小时, 迭代次数 n^r 越小。由于 $p_2^r > p_1^r$, 则 $q_2^r < q_1^r$, 即 $n_2^r < n_1^r$ 。RANSAC+KNN 算法不需较高的迭代次数便可获取准确的拟合结果, 能够提高截面轮廓分割效率。

3.3.2 焊缝截面特征点提取

假设由线结构光视觉传感单元采集的第 i 条原始截面轮廓为 $P^i[p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}]$ ，单条轮廓共包含 m 个离散点。首先通过 RANSAC+KNN 算法进行空间直线拟合，确定母材部分平面。其次遍历焊缝截面轮廓点 $P^i[p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}]$ ，提取出距离母材部分直线距离值最大点 C 。然后遍历焊缝截面轮廓点 $P^i[p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}]$ ，计算所有点与点 C 所在直线与母材直线的夹角 θ 。

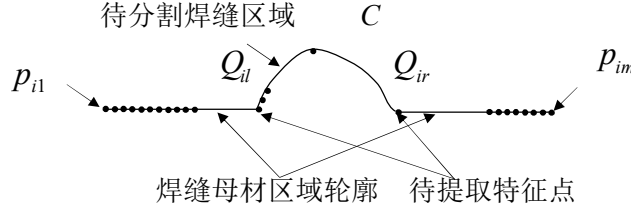


图 3-6 焊缝截面特征点提取示意图

$$\theta = \arccos\left(\frac{u \cdot v}{|u| \times |v|}\right) \quad (3-8)$$

其中，方向向量 u 和 v 分别为母材直线和焊缝轮廓点与点 C 所在直线的方向向量。

遍历点 C 左侧所有点， θ 最大时对应的点即为特征点 Q_{il} ；同理，点 C 右侧所有点，可得特征点 Q_{ir} [71]。

3.3.3 焊缝截面轮廓分割与焊缝主方向确定

提取焊缝区域左右边缘点 Q_{il}, Q_{ir} 内所有点，将其保存至集合 $S^i[s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in}]$ 中， n 条原始截面轮廓共提取 $2n$ 个边缘特征点，组成点集 $Q[Q_{il}, Q_{ir}, Q_{2l}, Q_{2r}, \dots, Q_{nl}, Q_{nr}]$ 。由边缘点集中每条轮廓的两个边缘点计算焊缝中心位置，如式 (3-9) 所示：

$$p_{zi} = (Q_{il} + Q_{ir}) / 2 \quad i = 1 \sim n \quad (3-9)$$

其中， Q_{il}, Q_{ir} 分别为第 i 条截面焊缝所在区域轮廓左右两个边缘点，所有中点组成点集 $P_z[p_{z1}, p_{z2}, \dots, p_{zn}]$ ，同样通过 RANSAC 算法进行直线拟合，该直线方向向量即焊缝主方向，记为 $\vec{V_{ec}}$ 。

3.4 焊缝点云切片

由于在采集焊缝点云数据的过程中，投射的线结构光无法严格保证与焊缝的主方向垂直，导致获取的焊缝截面点云数据与焊缝实际截面存在差异，需进行测量坐标的基准线补偿。此问题会影响特征点的提取精度，进而影响对焊缝成形尺寸的测量精度。本节将通过 STL 模型构建焊缝表面，基于三角片位置信息，实现焊缝横截面提取。

3.4.1 基于 STL 模型的焊缝表面构建

三维模型数据格式有 CAD 模型、点云数据模型和 STL 模型等。因 STL 模型具有误差率低和结构简单等特点，STL 模型分层算法已成为 3D 打印技术的主流算法。点云模型具有离散特性且点数量可能非常庞大，对其进行分层处理需要更为精细且复杂的算法来处理点的分布与连接。STL 模型是由多个三角片组成，每个三角片由三角形三个顶点的三维坐标值和三角片的法向量组成，相比较点云数据模型，STL 模型分层处理更为方便简洁。

由多个焊缝区域轮廓点集 S^i 拼接焊缝区域表面点云 $P\{S^1, S^2, \dots, S^n\}$ ，采用泊松算法对焊缝表面点云数据进行 STL 模型构建，具体流程如图 3-7 所示。

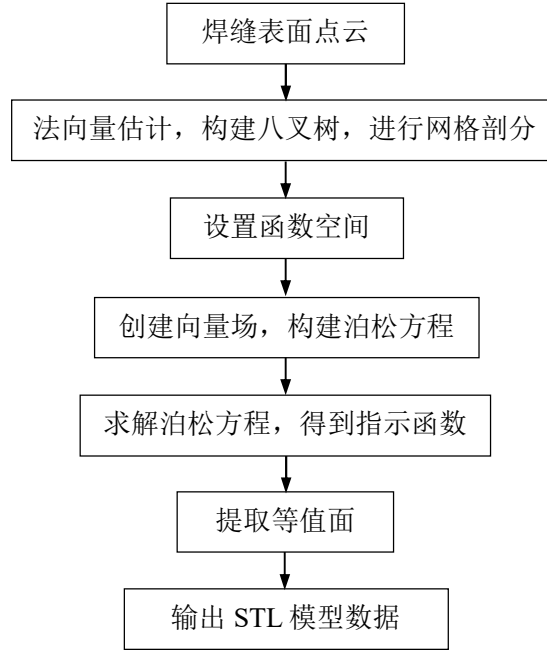


图 3-7 焊缝区域表面 STL 模型构建流程

第一步，以焊缝表面点云 $P\{S^1, S^2, \dots, S^n\}$ 为输入，以焊缝表面点为中心做适当邻域，以焊缝表面点为中心，将其邻域内所有点进行平面拟合，拟合平面法向量作为该点的法向量。利用有向点集建立八叉树，将每个点都落在八叉树的最大深度上。

第二步，在八叉树上定义一个函数空间 F_o ，并将 F_o 设置以节点 o 中心的单位积分“节点函数”，公式如下：

$$F_o(s_{ij}) \equiv F\left(\frac{s_{ij} - o_c}{o_w}\right) \frac{1}{(o_w)^3} \quad (3-10)$$

其中， s_{ij} 表示第 i 条焊缝横截面轮廓上第 j 个点， o_c 表示节点 o 的中心， o_w 表示节点 o 的宽度， F 为基函数。基函数设定为盒式滤波器与自身的 n 次卷

积，具体如下：

$$F(x_{ij}^o, y_{ij}^o, z_{ij}^o) \equiv (B(x_{ij}^o)B(y_{ij}^o)B(z_{ij}^o))^{*n} \quad (3-11)$$

$*n$ 表示对括号内容进行 n 次卷积， $(x_{ii}^o, y_{ii}^o, z_{ii}^o)$ 是由 s_{ij} 、 o_c 与 o_w 计算所得的坐标值， B 表示子项，其数值由下式计算得到：

$$B(t) = \begin{cases} 1 & |t| < 0.5 \\ 0 & other \end{cases} \quad (3-12)$$

第三步，利用向量场近似估计模型表面，向量场的定义为：

$$\vec{V}(s_{ij}) \equiv \sum_{\phi \in P} \sum_{o \in Ngbr} \alpha_o F_o(s_{ij}) \vec{N} \quad (3-13)$$

P 为焊缝区域表面点云数据集， ϕ 代表点集中任意一点的 K 临近区域， $Ngbr$ 表示节点 o 的 K 临近区域中深度为 D 的 8 个节点， $\vec{N}$ 表示节点 o 的顶点法向量， α_o 表示插值权重系数。

第四步，通过建立的向量场建立泊松方程并求解指示函数 $\tilde{\chi}$ ，泊松方程如下：

$$\Delta \tilde{\chi} = \nabla \cdot \vec{V} \quad (3-14)$$

让指示函数 $\tilde{\chi}$ 在函数空间 F_0 投影的拉普拉斯算子与 $\nabla \cdot \vec{V}$ 最为接近，

$$\sum_{o \in \sigma} \left\| \langle \Delta \tilde{\chi} - \nabla \cdot \vec{V}, F_o \rangle \right\|^2 = \sum_{o \in \sigma} \left\| \langle \Delta \tilde{\chi}, F_o \rangle - \langle \nabla \cdot \vec{V}, F_o \rangle \right\|^2 \quad (3-15)$$

其中， $\|\cdot\|$ 和 $\langle \cdot \rangle$ 表示对连续定义域上所有点的积分，通过公式 (3-15) 求解指示函数 $\tilde{\chi}$ 。

第五步，通过移动立方体法提取等值面，对得到的三角形面片进行有序拼接，每个三角形面片三个顶点表示成 $1*9$ 行向量，所有的三角形面片组成矩阵 $M_{f \times 9}$ ，其中 f 表示三角面片总数。

3.4.2 焊缝横截面提取

根据前述构建的 STL 模型，利用三角形面片位置信息，实现焊缝切片，提取焊缝横截面轮廓，具体过程如下具体步骤如下：

第一步，以向量 $\vec{Vec}$ 为法向量，以点集 $P_z[p_{z1}, p_{z2}, \dots, p_{zm}]$ 拟合所得直线上的点作为切平面上的点，确定切平面，在确定切平面上的点时，从拟合直线的起点开始，沿法向量方向，等距离选点。设其中一点为 $p_c(x_c, y_c, z_c)$ ，则切平面方程为：

$$v_x(x - x_c) + v_y(y - y_c) + v_z(z - z_c) = 0 \quad (3-16)$$

其中， v_x ， v_y ， v_z 是向量 $\vec{Vec}$ 沿 x 、 y 、 z 坐标轴的分量。

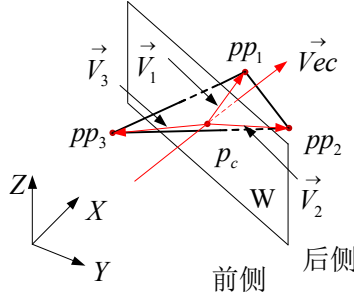


图 3-8 与切平面相交三角形面片筛选示意图

第二步，筛选与切平面相交的三角形面片，如图 3-8 所示，假设 $pp_1(x_{pp_1}, y_{pp_1}, z_{pp_1})$ 、 $pp_2(x_{pp_2}, y_{pp_2}, z_{pp_2})$ 和 $pp_3(x_{pp_3}, y_{pp_3}, z_{pp_3})$ 分别为一三角形面片的三个顶点，当点 pp_1 、 pp_2 和 pp_3 分布在切平面两侧时，切平面 W 与三角片相交。判定方式如式 (3-16) 所示，三角形面片的三个顶点 pp_1 、 pp_2 、 pp_3 和确定切面的点 p_c 构成向量 $\vec{V}_1$ 、 $\vec{V}_2$ 和 $\vec{V}_3$ ，当 $\vec{Vec}$ 和 $\vec{V}_1$ 、 $\vec{V}_2$ 、 $\vec{V}_3$ 的点积同时存在大于和小于零的情况，则三个顶点分布在切平面两侧，该三角形面片与切平面相交。

$$\begin{aligned} & \vec{Vec} \cdot \vec{V}_1 > 0 \text{ and } (\vec{Vec} \cdot \vec{V}_2 \leq 0 \text{ or } \vec{Vec} \cdot \vec{V}_3 \leq 0) \\ & \text{or } \vec{Vec} \cdot \vec{V}_2 > 0 \text{ and } (\vec{Vec} \cdot \vec{V}_1 \leq 0 \text{ or } \vec{Vec} \cdot \vec{V}_3 \leq 0) \\ & \text{or } \vec{Vec} \cdot \vec{V}_3 > 0 \text{ and } (\vec{Vec} \cdot \vec{V}_1 \leq 0 \text{ or } \vec{Vec} \cdot \vec{V}_2 \leq 0) \end{aligned} \quad (3-17)$$

遍历所有三角形面片进行相交判断，将与切面相交的三角面片的三个顶点保存至矩阵 $R_{g \times 9}$ ，其中 g 表示与切平面相交三角形面片的数量。

第三步，求解三角形面片边缘与切平面的交点。在正式求交点前，需先找出与切平面相交的边，如图 3-7 所示，通过 $\vec{Vec}$ 和 $\vec{V}_1$ 、 $\vec{V}_2$ 、 $\vec{V}_3$ 的点积可判定点 pp_1 、 pp_2 和 pp_3 和切平面的位置关系，当 $\vec{Vec} \cdot \vec{V}_i > 0$ ($i=1,2,3$)，点 pp_i ($i=1,2,3$) 在切平面的后侧，当 $\vec{Vec} \cdot \vec{V}_i < 0$ ($i=1,2,3$)，点 pp_i ($i=1,2,3$) 在切平面的前侧，进而可知三角形面片与切平面相交的边。设相交边的两顶点分别为 $p_a(x_a, y_a, z_a)$ 、 $p_b(x_b, y_b, z_b)$ ，该边所在直线方程为：

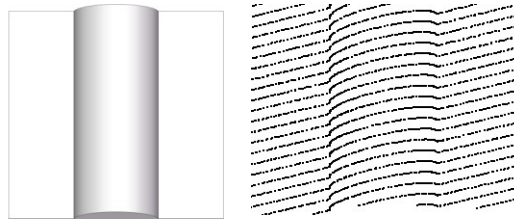
$$\frac{x-x_a}{x_b-x_a} = \frac{y-y_a}{y_b-y_a} = \frac{z-z_a}{z_b-z_a} \quad (3-18)$$

联立公式 (3-16) 和 (3-18) 确定边与切平面的交点，重复第三步涉及过程即可得到当前切面位置所有三角形面片与切面的交点，即当前位置焊缝横截面轮廓。变换切面位置，即可得到任意位置焊缝横截面轮廓。

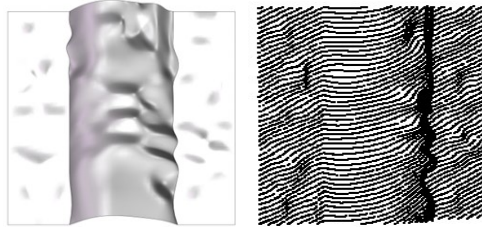
3.5 焊缝成形尺寸缺陷检测仿真结果分析

3.5.1 焊缝点云分割

为了验证本文焊缝尺寸测量方法的可行性和效果，模拟线结构光采集的焊缝点云数据，利用 SOLIDWORKS 构建焊缝三维模型，如图 3-9 所示，分别模拟无缺陷和存在缺陷的情况，通过 PCL 处理模拟线结构光视觉传感器的数据采集过程，获取不垂直与焊缝主方向的截面轮廓数据。



(a) 无缺陷焊缝及其截面轮廓数据



(b) 缺陷焊缝及其截面轮廓数据

图 3-9 所构建焊缝及其对应 PCL 处理获得的截面轮廓点数据

如图 3-10 所示，采用本文所提 RANSAC+KNN 算法进行焊缝截面轮廓分割，并进行点云拼接后获得焊缝区域点云，由图 3-10 可以看出不论是无缺陷焊缝还是有缺陷焊缝，基于所提方法都能够很好地分离焊缝区域点云和基材区域的点云，有效避免无关点对后续处理操作的影响。



(a) 无缺陷焊缝



(b) 存在缺陷焊缝

图 3-10 采用所提方法焊缝区域轮廓分割效果

3.5.2 点云切片

利用前述泊松曲面重建算法，进行曲面拟合构建焊缝区域 STL 模型，结果如图 3-11 所示。

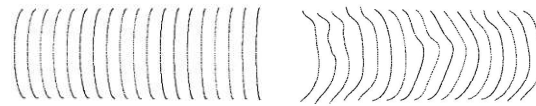


(a) 无缺陷焊缝 (b) 表面存在缺陷焊缝

图 3-11 所构建 STL 模型

基于所构建 STL 模型，进行焊缝横截面提取操作，横截面提取过程中，设

置提取跨距为 1mm，所提取的横截面轮廓如图 3-12 所示。



(a) 无缺陷焊缝 (b) 存在缺陷焊缝

图 3-12 焊缝横截面轮廓提取效果

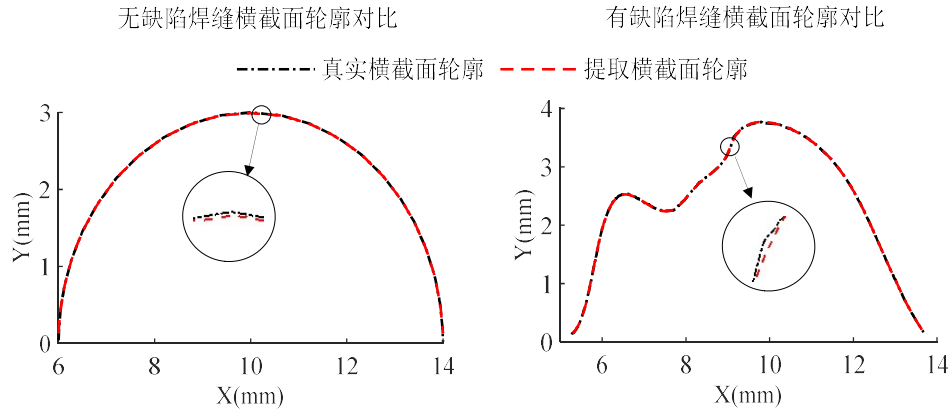


图 3-13 所提方法焊缝横截面提取效果

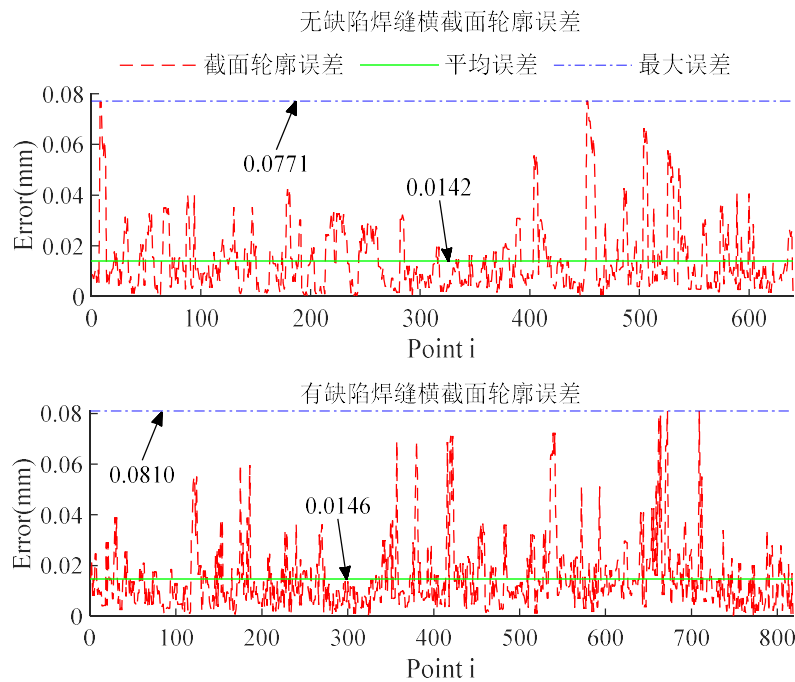


图 3-14 所提方法提取焊缝横截面轮廓误差

任取一截面，对比真实截面和所提取截面的差异，结果如图 3-13 和 3-14 所示。由图 3-13 可以看出，采用文本方法提取到的焊缝横截面和真实横截面保持一致；同时由图 3-14 可以看出，不论焊缝是否存在缺陷，提取截面轮廓误差均能控制在较小的范围，能够满足后续焊缝尺寸测量以及缺陷识别的需求；所提截面提取策略是可行性和有效性能够得到很好地验证。

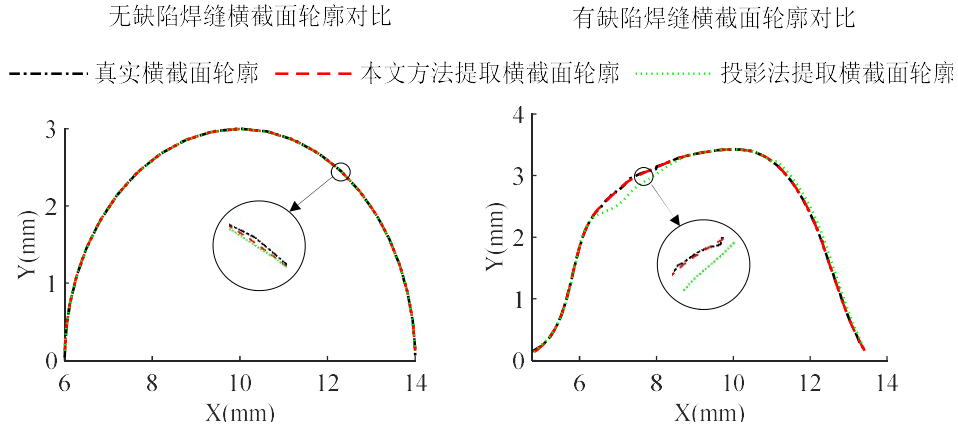


图 3-15 投影法和所提方法焊缝横截面提取效果对比

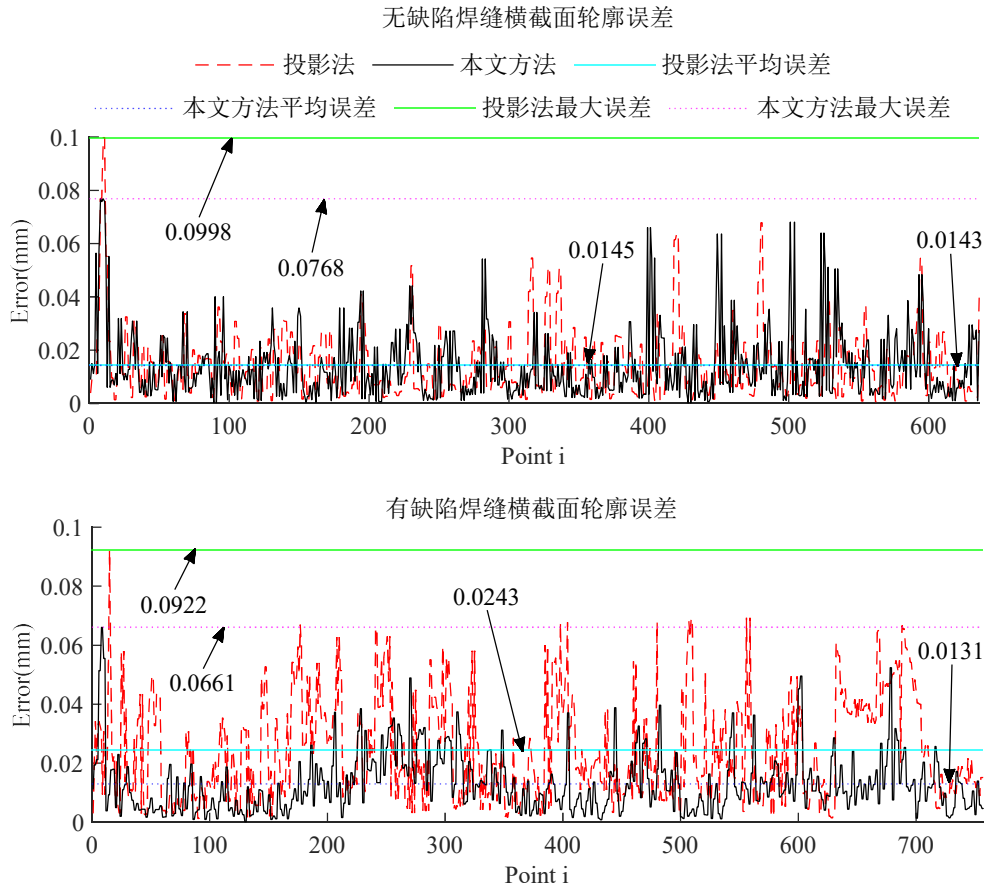


图 3-16 投影法和所提方法提取焊缝横截面轮廓误差

为进一步说明本文所提方法截面轮廓提取的效果，使用投影法针对上述的焊缝截面轮廓数据进行处理，对比相同位置处横截面轮廓提取的效果，结果如图 3-15、3-16 和表 3-1 所示，对于无缺陷焊缝两种方法均能够很好地获取焊缝横截面轮廓；对于有缺陷焊缝，投影法获得的横截面轮廓和真实轮廓相比，存在明显的差异，会导致后续尺寸测量的不准确和缺陷的误判。比较而言，本文方法提取的焊缝截面轮廓相较于投影法更接近真实截面，更有利于后续焊缝缺陷的检测与识别。

表 3-1 投影法和本文方法误差比较

误差项 使用方法	无缺陷焊缝			缺陷焊缝		
	最大值	均值	标准差	最大值	均值	标准差
投影法	0.0998	0.0145	0.0135	0.0922	0.0243	0.0173
本文方法	0.0768	0.0143	0.0134	0.0661	0.0131	0.0102

3.5.3 成形尺寸测量结果分析

结合前面提取的焊缝横截面轮廓，提取相应的特征点，对焊缝宽度、余高进行测量。分别从表面有无缺陷两种形貌的焊缝点云中随机选取 10 条截面轮廓，利用前述方法测量计算成形尺寸，并分析与真实值的误差。

表 3-2 有缺陷焊缝焊宽测量结果

截面轮廓	测量焊宽 (mm)	真实焊宽 (mm)	误差 (mm)
1	8.6495	8.6545	0.0050
2	8.3216	8.3524	0.0308
3	6.5515	6.5426	0.0089
4	7.5146	7.5698	0.0552
5	8.3546	8.3264	0.0282
6	7.9951	8.0324	0.0373
7	7.9548	7.9512	0.0036
8	7.0612	6.9941	0.0671
9	7.6336	7.5239	0.1745
10	8.1035	8.1235	0.0200

表 3-3 无缺陷焊缝焊宽测量结果

截面轮廓	测量焊宽 (mm)	真实焊宽 (mm)	误差 (mm)
1	7.8329	8	0.1671
2	8.0354	8	0.0354
3	8.0014	8	0.0014
4	8.0259	8	0.0259
5	8.0564	8	0.0564
6	7.9869	8	0.0131
7	7.9855	8	0.0145
8	7.9762	8	0.0238
9	8.0256	8	0.0256
10	8.0189	8	0.0189

使用本文方法无缺陷焊缝宽度与有缺陷焊缝宽度与误差分别如表 3-2 和表 3-3 所示, 由表 3-2 和表 3-3 可以看出, 使用前述方法测量计算所得焊缝宽度与实际焊缝宽度保持一致。所选取 10 条轮廓中, 无缺陷焊缝测量所得焊宽最大误差为 0.1671mm, 平均误差为 0.0382mm, 有缺陷焊缝测量所得焊宽最大误差为 0.1745mm, 平均误差为 0.0431mm, 所提方法能够满足焊缝宽度测量要求, 有缺陷焊缝测量所得焊缝宽度变化量为 2.0980mm, 满足焊缝成形尺寸要求。

表 3-4 有缺陷焊缝余高测量结果

截面轮廓	测量余高 (mm)	真实余高 (mm)	误差 (mm)
1	3.2698	3.2659	0.0039
2	3.6465	3.6548	0.0083
3	3.4346	3.4579	0.0233
4	3.7756	3.7894	0.0138
5	3.0289	3.0146	0.0143
6	3.5769	3.5879	0.0110
7	3.4402	3.4651	0.0249
8	3.2954	3.3254	0.0300
9	3.2156	3.0751	0.1405
10	3.5013	3.4781	0.0232

表 3-5 无缺陷焊缝余高测量结果

截面轮廓	测量余高 (mm)	真实余高 (mm)	误差 (mm)
1	3.0123	3	0.0123
2	3.0256	3	0.0256
3	3.0224	3	0.0224
4	3.0136	3	0.0136
5	2.9654	3	0.0346
6	3.0165	3	0.0165
7	3.0178	3	0.0178
8	2.9651	3	0.0349
9	2.9846	3	0.0154
10	2.9587	3	0.0413

同样, 使用前述方法验证焊缝余高测量效果, 无缺陷焊缝余高与有缺陷焊缝余高测量结果和误差分别如表 3-4 和表 3-5 所示。由表 3-4 和表 3-5 可以看出, 使用前述方法测量计算所得焊缝余高与实际焊缝余高保持一致。所选取 10

条轮廓中，无缺陷焊缝测量所得余高最大误差为 0.0413mm，平均误差为 0.0234mm，有缺陷焊缝测量所得余高最大误差为 0.1405mm，平均误差为 0.0293mm，所提方法能够满足焊缝余高测量要求，有缺陷焊缝测量所得焊缝表面凸凹度为 0.7467mm，满足焊缝成形尺寸要求。

3.6 本章小结

本章围绕焊缝成形尺寸缺陷检测工作，介绍了焊缝成形尺寸的定义，对焊缝成形尺寸缺陷进行总结，阐述了焊缝点云分割与焊缝主方向确定的方法，同时针对结构光视觉传感器获取的截面轮廓与焊缝主方向不垂直的问题，提出基于 STL 模型的焊缝横截面提取方法，论述了其实现的过程，最后通过仿真验证所提方法的可行性。

第 4 章 基于 3D 结构光视觉的焊缝表面缺陷检测

4.1 引言

焊缝表面缺陷检测方法主要有基于图像的焊缝表面缺陷检测方法和基于点云的焊缝表面缺陷检测方法。对比基于图像的二维检测方法，在外界噪音影响较大的情况下，三维检测方法具有更强的鲁棒性，精确度更高。但目前采用基于点云的深度学习算法进行表面缺陷检测过程中，存在点云数据量庞大、数据集构建难度高等问题，导致焊缝表面缺陷检测较为困难。本文通过基于格拉姆矩阵将焊缝截面轮廓的一维序列数据转换为二维图像数据，简化其处理过程。利用深度学习算法对焊缝截面轮廓转换的二维图像进行学习分类，进而实现焊缝缺陷分类，利用现有数据集验证焊缝表面缺陷检测方法的可行性，具体流程如图 4-1 所示。

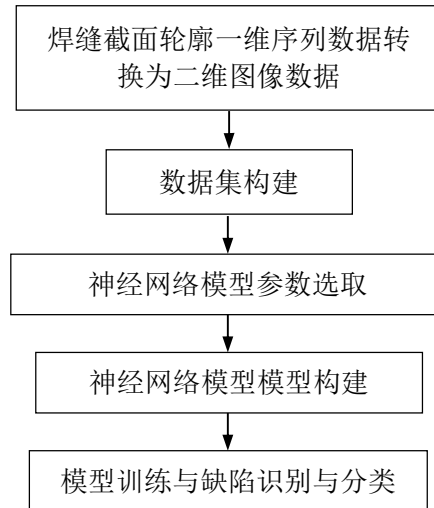


图 4-1 焊缝表面缺陷检测流程

4.2 焊缝表面缺陷类型

针对不同种类的缺陷构建相应的数据集。在焊接过程中，受焊接材料的种类、成分和焊接条件等因素影响，会产生各种缺陷或瑕疵。最常见的焊接缺陷可分为三类：表面有形缺陷、内部无形缺陷和材料性能缺陷。表面有形缺陷主要包括咬边、凹陷、毛刺等，本文主要针对焊接中的咬边、凹陷和毛刺三种表面缺陷进行研究。

咬边是指沿着焊趾，在母材部分形成的凹陷或沟槽，它是由于焊缝边缘的母材熔化后没有得到熔敷金属的充分补充所留下的缺口，如图 4-2 所示。产生咬边的原因主要有：（1）焊接过程中，焊接时电流过大或电压太高；（2）焊接过程中未能很好地控制熔池的形状和大小，导致焊缝金属无法充分填充到焊

缝中；（3）操作人员技术水平不足或操作失误，如焊枪角度不正确、焊接参数不合适等。



图 4-2 焊缝咬边缺陷

毛刺是指焊缝表面出现细长的突出状，常出现在焊缝边缘处，如图 4-3 所示。产生毛刺的主要原因有：（1）操作人员技能水平不足，焊机倾斜或摆动过大；（2）焊接材料中存在杂质和焊接过程中存在材料变形量过大；（3）焊接参数设置不合理，电流过大或焊接速度过快。



图 4-3 焊缝毛刺缺陷

凹陷缺陷指焊道表面出现的凹面缺陷，如图 4-4 所示。

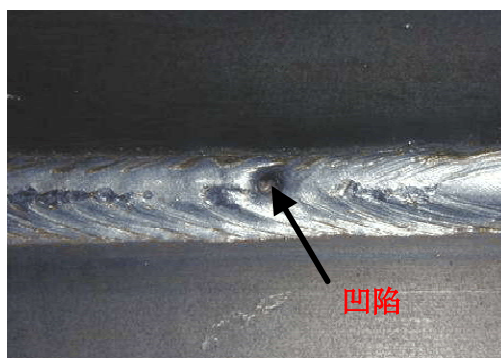


图 4-4 焊缝凹陷缺陷

凹陷产生的原因主要有：（1）由于过高功率或者过高的保护气体压力导致烧穿或严重的熔体飞溅又缺少焊丝填充后形成凹陷；（2）由于熔池中的熔体公

差较小导致飞溅后形成凹陷。

4.3 焊缝表面缺陷数据集构建

构建一个好的数据集是训练出优秀的深度学习网络模型的基础，不同的网络模型利用不同类型数据的数据集经过不断进行迭代训练和验证进而完成网络模型参数的优化。本节将从数据集的结构，数据集数据转换和数据增强三个方面进行阐述。

4.3.1 数据集的结构

在深度学习中，数据集具有真实有效性、多样性、数据量大以及高质量的标注等要求，其特性可分为维度、稀疏性与分辨率三个方面。数据集的结构通常根据特定的任务和数据类型来设计，其中包括：一维序列数据集、图像数据集、文本数据集以及点云数据集等。

一维序列数据集通常由一系列按顺序排列的数据点，这些数据点可以是任何类型的测量值。一维序列数据集被广泛应用于预测分析、信号分析以及金融分析等领域。一维序列数据可以揭示数据变化的趋势和周期性，有助于预测未来趋势。

图像数据集通常由多个图像组成，每个图像由像素值构成的矩阵表示。图像数据集具有丰富的视觉信息，有助于模型学习图像中的特征。图像数据集被广泛应用于计算机视觉、图像识别与图像分类等领域。

点云数据集由大量三维坐标点组成，每个点表示物体表面的一个位置。相比较图像数据集，点云数据集包含的数据量更为庞大，包含的信息量也更多。本文通过线结构光设备获取的点云数据，其由大量截面轮廓点拼接而成，不同密度的点云数据分析结果不同。相对于对整体焊缝进行数据集的建立，对单条焊缝截面轮廓数据进行数据集建立数据量更低，分类效率更高且可实现在线识别与分类。

由第三章获取的焊缝横截面轮廓数据，其可作为一维序列数据，将不同种类缺陷的焊缝横截面轮廓数据通过格拉姆矩阵方法（GAF）转换成二维图像，并通过神经网络对二维图像数据集进行分类识别。相比较一维序列数据集，二维图像数据集可以捕捉更为复杂模式与结构，在焊缝缺陷识别方面具有更高精度和准确率。

4.3.2 数据转换

GAF 是利用坐标变化和格拉姆矩阵，实现将一维序列变化成为二维图像的一种图像编码技术^[72]。GAF 方法的原理是将得到的一维序列数据从直角坐标系转换到极坐标系，并通过考虑不同位置点之间的角度和角度差来识别不同位置

点的位置依赖性。

格拉姆矩阵可以一组向量的线性相关关系，常用于线性代数和几何中。一组 n 个向量的格拉姆矩阵是由一对对向量的点积组成的矩阵^[73]。假设所有向量都为单位向量，则格拉姆矩阵如式（4-1）所示：

$$G = \begin{pmatrix} \cos(\theta_{1,1}) & \cos(\theta_{1,2}) & \cdots & \cos(\theta_{1,n}) \\ \cos(\theta_{2,1}) & \cos(\theta_{2,2}) & \cdots & \cos(\theta_{2,n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos(\theta_{n,1}) & \cos(\theta_{n,2}) & \cdots & \cos(\theta_{n,n}) \end{pmatrix} \quad (4-1)$$

在给定的焊缝截面一维序列数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 中，进行归一化处理，将一维序列中所有值缩放到 $[-1, 0]$ 或 $[0, 1]$ 之间，具体如式（4-2）与（4-3）所示：

$$\tilde{x}_{-1}^m = \frac{(x_m - \max(X)) + (x_m - \min(X))}{\max(X) - \min(X)} \quad (4-2)$$

$$\tilde{x}_0^m = \frac{x_m - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (4-3)$$

其中 $\max(X)$ 和 $\min(X)$ 分别为一维序列 X 中的最大值和最小值， $\tilde{x}_{-1}^m$ 和 $\tilde{x}_0^m$ 分别为归一化到区间 $[-1, 0]$ 和 $[0, 1]$ 的结果。将归一化后的一维序列转换为极坐标，在极坐标上进行编码，将归一化后的值用角角余弦进行编码，具体过程如式（4-4）所示：

$$\begin{cases} \theta = \arccos(\tilde{x}_m), -1 \leq \tilde{x}_m \leq 1, \tilde{x}_m \in \tilde{X} \\ r_m = \frac{t_m}{N}, t_m \in N \end{cases} \quad (4-4)$$

其中 t_m 为 x_m 对应的时间戳， N 为归一化因子。

利用 GAF 对一维序列进行重构，基于两种算式可生成两种不同的图像，分别为格拉姆角和场(GASF)和格拉姆角差场(GADF)，其表达式分别为式（4-5）和式（4-6）：

$$A_{\text{GASF}}(i, j) = [\cos(\theta_i + \theta_j)] = \begin{pmatrix} \cos(\theta_1 + \theta_1) & \cos(\theta_1 + \theta_2) & \cdots & \cos(\theta_1 + \theta_n) \\ \cos(\theta_2 + \theta_1) & \cos(\theta_2 + \theta_2) & \cdots & \cos(\theta_2 + \theta_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos(\theta_m + \theta_1) & \cos(\theta_m + \theta_2) & \cdots & \cos(\theta_m + \theta_n) \end{pmatrix} \quad (4-5)$$

$$A_{\text{GADF}}(i, j) = [\sin(\theta_i - \theta_j)] = \begin{pmatrix} \sin(\theta_1 - \theta_1) & \sin(\theta_1 - \theta_2) & \cdots & \sin(\theta_1 - \theta_n) \\ \sin(\theta_2 - \theta_1) & \sin(\theta_2 - \theta_2) & \cdots & \sin(\theta_2 - \theta_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\theta_m - \theta_1) & \sin(\theta_m - \theta_2) & \cdots & \sin(\theta_m - \theta_n) \end{pmatrix} \quad (4-6)$$

其中 A_{GASF} 和 A_{GADF} 分别为采用 GASF 法和 GADF 法得到的格拉姆矩阵。

4.3.3 数据增强

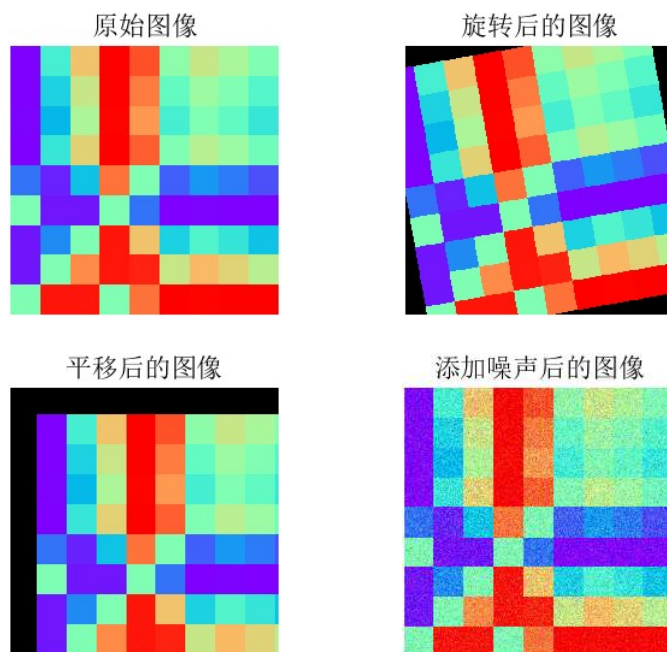
为了提高神经网络模型的性能，降低出现过拟合的现象的概率，需提高训练的数据量。由于人工获取大量数据成本过高，耗时过长，本文采取数据增强的方式创造更多的数据。通过对输入数据进行多种类型的转换，生成大量新的训练数据，将其扩充进数据集中，提高模型的泛化性能和鲁棒性。

本文实现对数据库样本集进行扩充的具体实施步骤如下所示：

1) 对数据集中每种焊缝截面轮廓对应的二维图像进行旋转，其具体方法为：对已有二维图像分别顺时针旋转 10 度、180 度、190 度；对已有图像逆时针旋转 10 度、190 度。

2) 对数据集中每种焊缝截面轮廓对应的二维图像进行平移，其具体方法为：对已有二维图像中的每个像素进行平移，平移向量为 $[-20, 20]$ 。

3) 对数据集中每种焊缝截面轮廓对应的二维图像进行加噪处理，其具体方法为：对已有二维图像加上方差为 0.01 的高斯噪声。



4-5 数据增强

4.4 基于改进 GAF-LeNet5 的焊缝表面缺陷检测

在数据集构建之后，需对网络模型进行确定。LeNet5 网络具有高效的特征提取能力，能够提取不同尺度、不同方向的特征信息，能够捕捉图像中的关键信息，且运行效率较高，因此本文选择以 LeNet5 网络为基础建立深度学习网络模型。

4.4.1 LeNet5 网络

LeNet5 是一种经典的卷积神经网络结构，被广泛应用于手写数字识别系统。如图 4-5 所示，LeNet5 模型总共包含 7 层，分别为 C1、C3 和 C5 三个卷积

层，S2 和 S4 两个降采样层（又称池化层），F6 全连接层以及输出层。由图 4-6 所示，当网络输入一张尺寸为 32×32 的图像时，每层对图像进行卷积。表 4-1 表示各层输入输出的参数变化。

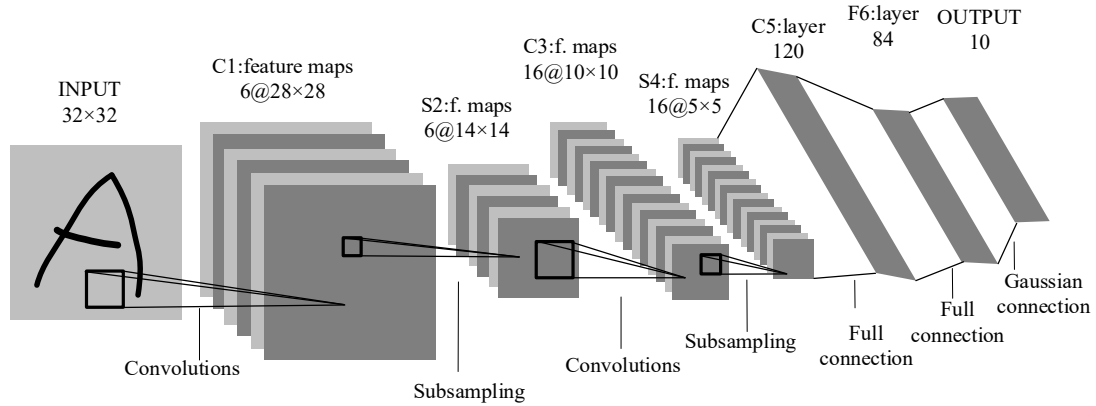


图 4-6 经典 LeNet5 模型结构图

表 4-1 LeNet5 各层参数

类型	输入尺寸	卷积核大小	卷积核数量	输出尺寸
C1	32×32	5×5	6	28×28
S2	28×28	2×2	6	14×14
C3	14×14	5×5	16	10×10
S4	10×10	2×2	16	5×5
C5	5×5	5×5	120	1×1
F6	120	-	-	84
OUTPUT	84	-	-	10

4.4.2 模型训练策略

确定了训练模型后，为了提高模型的训练效率与识别精度，需相应的调整网络模型的超参数和网络结构。本节对损失函数和激活函数的设置、学习率以及一些优化算法进行对比与选取。

（1）损失函数

在深度学习中，损失函数（Loss Function）用于评估模型的预测值与真实值的差异。通过将此差异最小化，优化模型的参数。常用的损失函数包括：均方误差损失（Mean Squared Error Loss）、交叉熵损失（Cross Entropy Loss）及 L1 范数损失（L1 Loss）等。通常，深度学习中损失函数的选择依据经验决定，没有固定的选择标准。本文选择使用交叉熵损失函数，其具体公式如式（4-7）所示：

$$H(p, q) = - \sum_{x \in X} p(x) \log q(x) \quad (4-7)$$

其中， $p(x)$ 表示样本的真实值， $q(x)$ 表示网络的预测值。

交叉熵能够衡量两个分布的异同程度，交叉熵的值越小，代表模型的预测效果越好，网络的预测值与实际值越接近。

(2) 激活函数

常见的激活函数包括 ReLU 函数、sigmoid 函数以及 tanh 函数等。如图 4-7 所示。

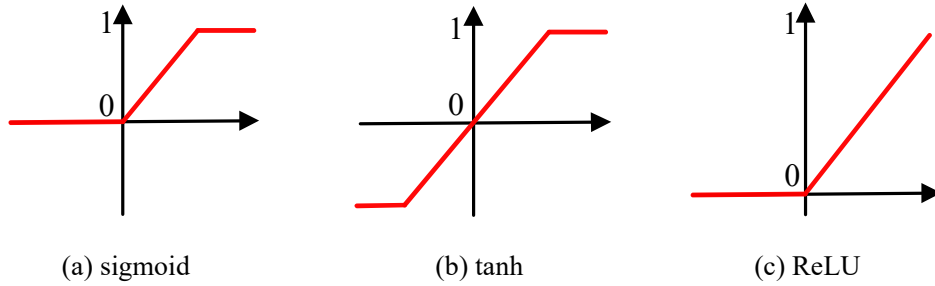


图 4-7 激活函数示意图

Sigmoid 函数的输出范围为 0 到 1，该函数对神经元的所有输出进行归一化处理。Sigmoid 函数表达式如式 (4-8) 所示：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4-8)$$

Sigmoid 激活函数求导容易，增强了模型的非线性表达能力，但可能导致梯度爆炸和梯度消失问题，其输出不以 0 为均值，使得收敛缓慢。

Tanh 函数与 Sigmoid 函数类似，Tanh 函数的输出范围为-1 到 1。Tanh 函数表达式如式 (4-9) 所示：

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4-9)$$

与 Sigmoid 函数相比，Tanh 函数的输出以 0 为中心，网络训练时收敛速度更快，但二者均为饱和函数，其存在的梯度消失问题并没有得到解决。

ReLU 函数由 Krizhevsky 等人在 2012 年所提出，ReLU 在正区间的导数为 1，不会存在梯度消失的问题。ReLU 函数表达式如式 (4-10) 所示：

$$Relu(x) = \max(0, x) \quad (4-10)$$

ReLU 函数相比较 Sigmoid 函数和 Tanh 函数，不仅解决了梯度消失等问题，计算速度十分快，且收敛速度远快于 Sigmoid 函数和 Tanh 函数。因此本文 LeNet5 模型激活函数选择 ReLU 函数。

(3) 损失函数优化算法

损失函数的目的是使深度学习网络模型的预测值与真实值相差最小，即交叉熵的值最小。常用的损失函数优化算法包括随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent，简称 SGD）、动量梯度下降法（Momentum）、RMSprop 以

及自适应矩估计 (Adam) 等算法。其中 SGD 属于最基础且十分常用的优化器，其每次迭代只需在训练数据中随机选择一个样本进行梯度的计算，并更新模型参数。具体公式如式 (4-11) 所示：

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla f(\theta_t) \quad (4-11)$$

其中， θ_t 表示第 t 次迭代的模型参数， η 表示学习率， $\nabla f(\theta_t)$ 表示目标函数 $f(\cdot)$ 关于参数 θ_t 的梯度。SGD 计算简单但存在训练收敛较慢且易受噪声影响陷入局部最优等问题。

动量梯度下降法 (Momentum)、RMSprop 以及自适应矩估计 (Adam) 属于 SGD 的改进版。Momentum 引入了基于梯度的移动指数加权平均，即梯度指向相同的维度，动量会积累并增加，反之则动量减少更新，使得收敛速度更快。其参数更新表达式如式 (4-12) 所示：

$$v_t = \gamma v_{t-1} + (1 - \gamma) \nabla L(w) \quad (4-12)$$

其中， γ 表示可调参数， v_t 表示当前的动量， $\nabla L(w)$ 表示为目标函数的当前梯度。梯度下降公式如式 (4-13) 所示：

$$w = w - \alpha v_t \quad (4-13)$$

其中 α 为步长，也为一个可调的参数。

Momentum 算法使用动量代替了随机梯度下降法的梯度方向，在一定程度上避免随机梯度下降法的被困在局部最优解。

Adam 结合了 Momentum 和 RMSprop 两者得优点，不仅简单高效、适合大规模数据的参数优化和不稳定的目标函数问题且适用解决包含高噪声会稀疏梯度的问题。因此本文选用 Adam 作为网络损失函数的优化算法。

4.4.3 基于 LeNet5 的改进模型

本节以卷积神经网络原理为基础，针对通过 GAF 将焊缝截面一维数据转换的二维图像数据的特点，以 LeNet5 网络为基础进行改进，探究适合基于焊缝截面轮廓的二维图像的网络结构。

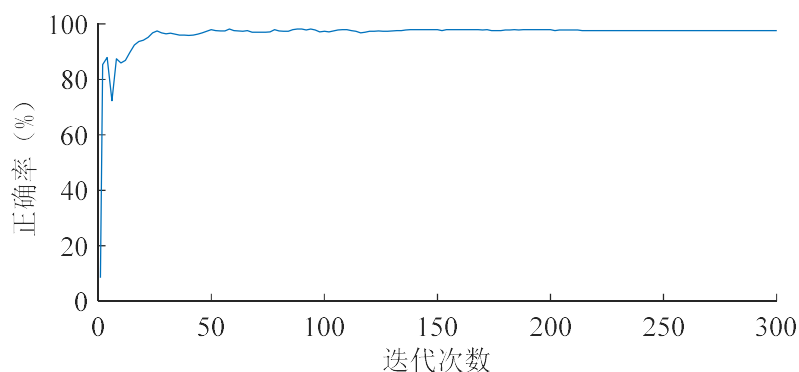
1) 输入层：网络的输入是基于焊缝截面轮廓的二维图像，原始网络输入图像尺寸为 32×32 ，将输入图像尺寸改为 500×500 ，扩大输入图像尺寸，增加模型输入的信息量，提高模型的精度；

2) C1 层：C1 层是一个卷积层，将 C1 层的卷积核数量增加到 8 个，卷积核的大小减少到 3×3 。使用多个小的卷积核，减少模型的参数数量，降低计算次数，并且增强模型的感知力。

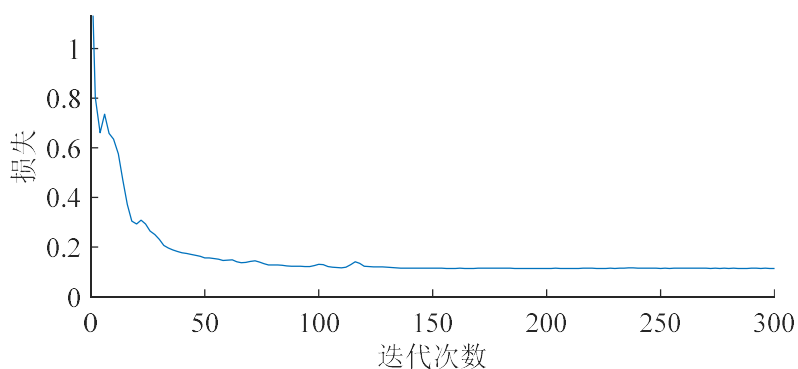
3) C4 层：同理将 C4 层的卷积核数量增加到 32 个，卷积核的大小减少到 2×2 。

4) C5 层：将 C5 层的卷积核数量增加到 240 个，卷积核的大小减少到 $2 \times$

2。



(a) 传统 LeNet5 网络正确率曲线

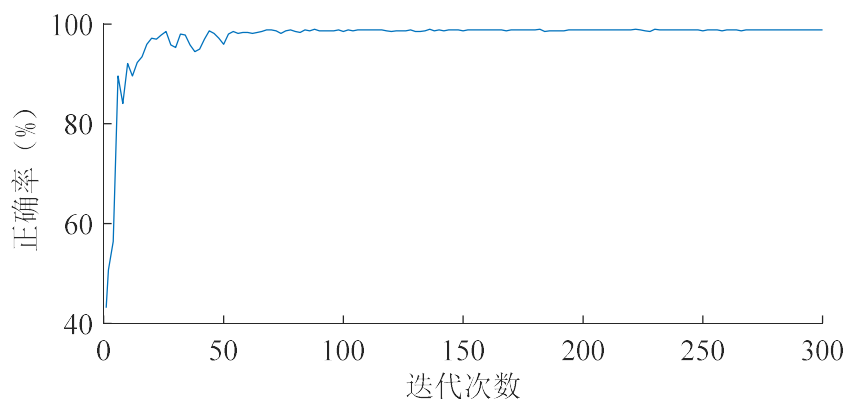


(b) 传统 LeNet5 网络损失曲线

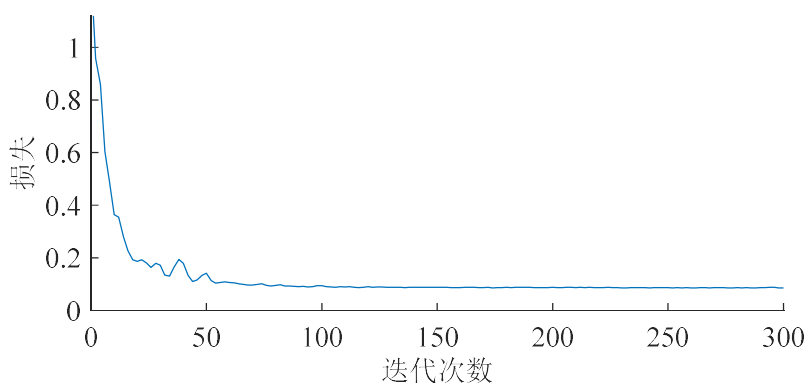
图 4-8 传统 LeNet5 网络训练结果

利用 MATLAB 软件，对传统 LeNet5 网络和改进后 LeNet5 网络分别进行训练。数据集选择焊缝截面轮廓的二维图像数据集中的一部分，迭代次数设置 300 次，学习率设置为 0.000001，损失函数与其他参数不变。图 4-8 和图 4-9 分别为传统 LeNet5 网络和改进后 LeNet5 网络的准确率曲线与损失曲线。

由图 4-7 和图 4-8 可以看出，传统 LeNet5 网络的正确率为 97.65%，而改进后 LeNet5 网络的正确率为 98.83%，相比较传统 LeNet5 网络能够有效提升网络检测正确率。



(a) 改进 LeNet5 网络正确率曲线



(b) 改进 LeNet5 网络损失曲线

图 4-9 改进 LeNet5 网络训练结果

4.4.4 焊缝缺陷检测模型评判指标

针对神经网络模型的缺陷检测算法。主要通过调整网络的模型参数，依据神经网络模型的准确率和处理时间进行性能评定。

表 4-2 分类结果混淆矩阵表

真实情况	预测情况	
	正例	反例
正例	TP	FN
反例	FP	TN

如表 4-2 混淆矩阵所示，依据真实正反例情况与预测正反例情况两个角度进行分类。其中包括：真正例（True Positive, TP）、假反例(False Negative, FN)、假正例(False Positive, FP)、真反例(True Negative, TN)。TP 为正确预测真实情况为正例的样本；FN 为错误预测真实情况为正例的样本；FP 为错误预测真实情况为反例的样本；TN 为正确预测真实情况为反例的样本，并以此计算出精准率 P 、召回率 R 、综合指标 F 。

(1) 精准率：精准率 P 衡量模型预测为正样本的结果中预测正确的样本所占的比例，其计算公式具体如式（4-14）所示：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4-14)$$

(2) 召回率：召回率 R 表现所有实际为正例的样本中被模型预测为正例的比例，其计算公式具体如式（4-15）所示：

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4-15)$$

(3) 综合指标：综合指标是精准率和召回率的调和平均值，能够全面地评价模型地性能。其计算公式具体如式（4-16）所示：

$$F = \frac{2PR}{P+R} \quad (4-16)$$

4.5 焊缝表面缺陷检测结果分析

4.5.1 数据集的构建

为了验证前述算法的效果，本文在文献[71]提及的焊缝缺陷数据库的基础上，通过增补采集部分截面轮廓数据作为焊缝缺陷检测的原始数据。依据不同的焊缝截面轮廓形式，数据集中包含 4 类截面轮廓数据：咬边、凹陷、毛刺和无缺陷轮廓数据。为验证网络检测的效果，将原始数据集分为训练集和测试集两部分，图 4-10 和图 4-11 分别为训练集和测试集中部分焊缝截面轮廓数据。

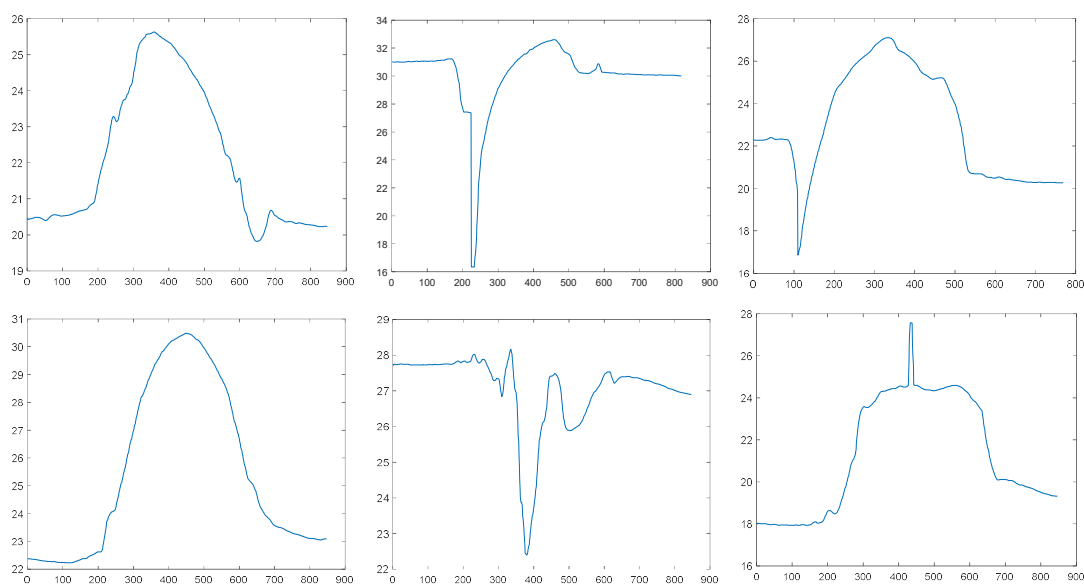


图 4-10 训练集中包含四种截面轮廓的部分焊缝截面轮廓数据

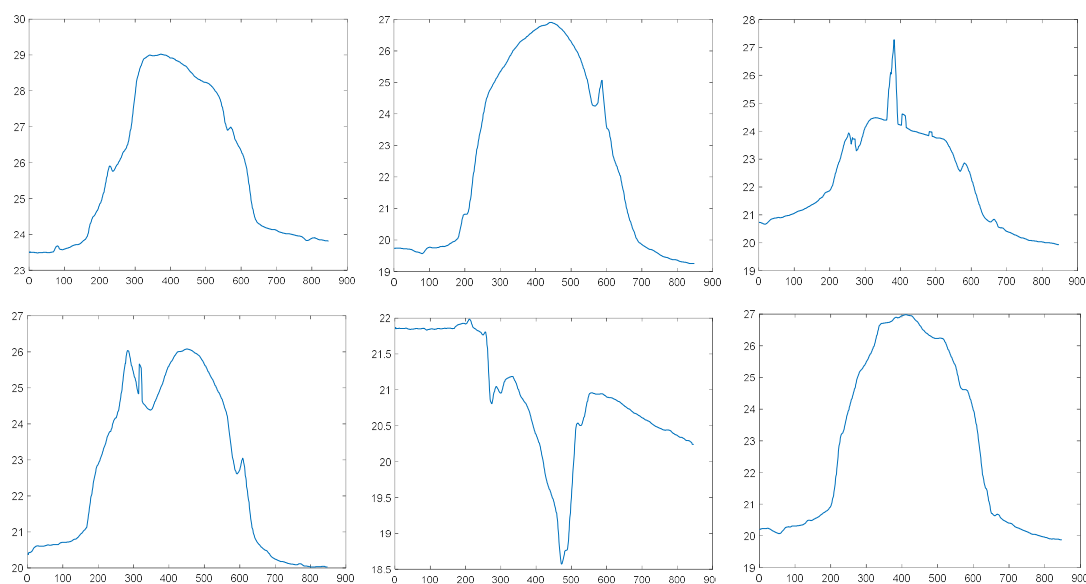


图 4-11 测试集中包含四种截面轮廓的部分焊缝截面轮廓数据

利用上述建立的焊缝截面轮廓一维序列数据集，使用 GASF 和 GADF 两种方法对其进行图像编码转换成二维图像。当 GASF 和 GADF 两种方法转换所得的二维图像的全局方差最大时，后续网络训练效果最好^[71]。调整生成二维图像的总方差到最大值，并将所有二维图像的尺寸统一为 500×500 像素。咬边、凹陷、毛刺和无缺陷轮廓由 GASF 和 GADF 转换生成的二维图像如图 4-12、图 4-13、图 4-14 和图 4-15 所示。

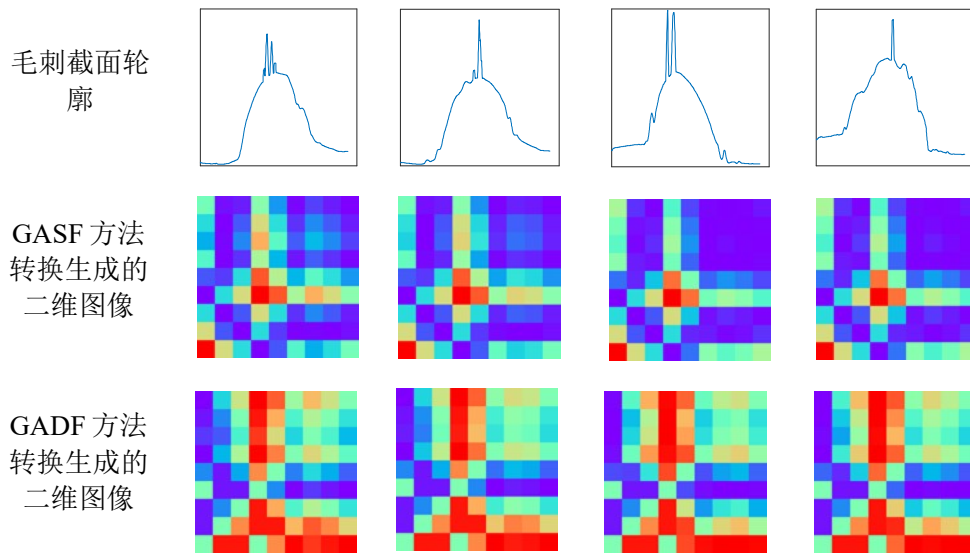


图 4-12 毛刺 GASF 和 GADF 的二维图像

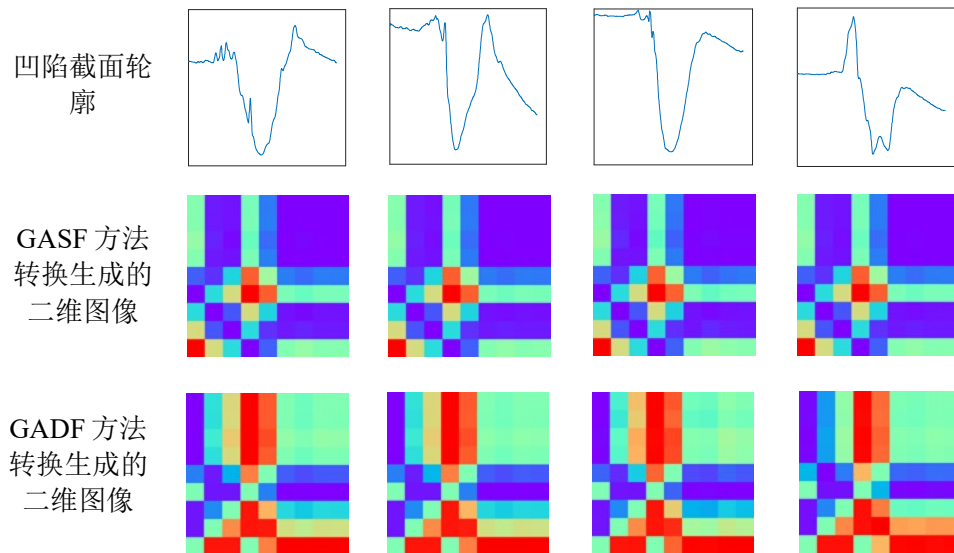


图 4-13 凹陷 GASF 和 GADF 的二维图像

表 4-3 列出了焊缝数据库中每种表面形貌焊缝类型的数量，训练样本主要包括 125 个无缺陷轮廓数据、89 个咬边轮廓数据、127 个凹陷轮廓数据、305 个毛刺轮廓数据，总样本数量为 646；测试样本包括 42 个无缺陷轮廓数据、35 个咬边轮廓数据、44 个凹陷轮廓数据、118 个毛刺轮廓数据，总样本数量为

239。在利用改进 LeNet5 网络框架进行卷积神经网络训练时，需要建立两个不同的文件夹存放训练集和测试集。

表 4-3 各形貌焊缝数据库数量

焊缝形貌	无缺陷	咬边	凹陷	毛刺
训练集	125	89	127	305
测试集	42	35	44	118

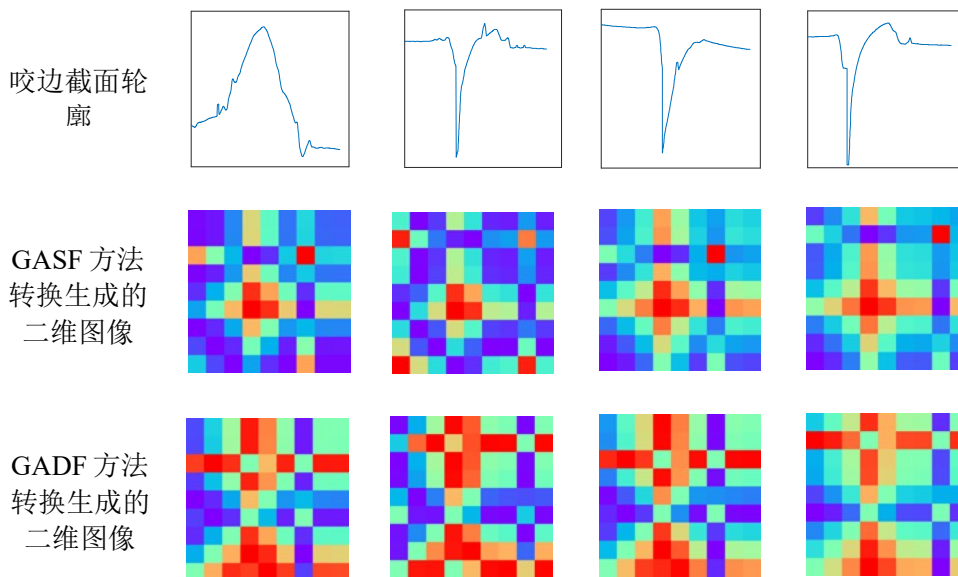


图 4-14 咬边 GASF 和 GADF 的二维图像

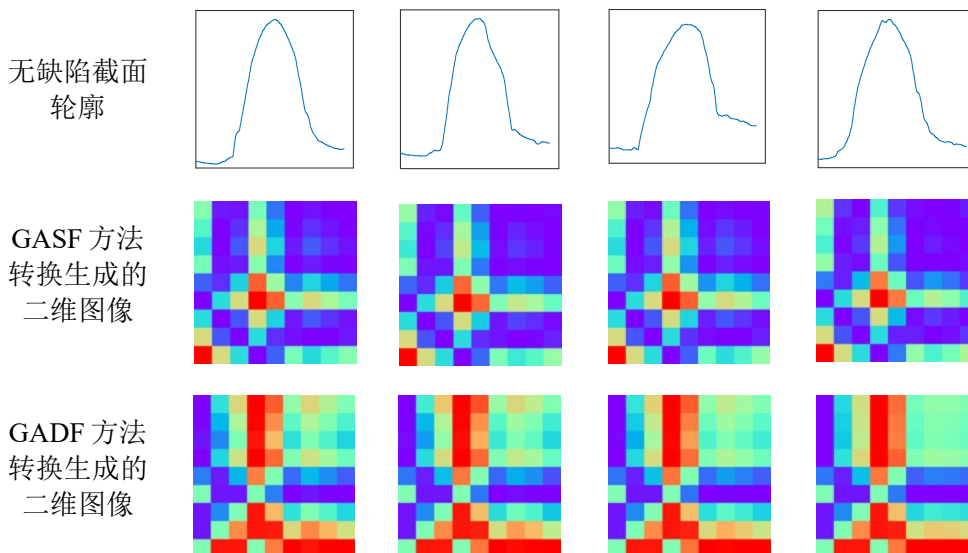


图 4-15 无缺陷 GASF 和 GADF 的二维图像

4.5.2 数据库扩充

由于本文采用的卷积神经网络模型具有 7 层，其中需要拟合的参数数量庞大，需大量的焊缝数据量提高网络的识别与分类性能，如果焊缝数据库的数据

量过少，会影响网络的准确率，因此需要对数据集进行扩充。本文采用前述数据增强的方式提高焊缝数据集的数量，扩充后的数据库数量如表 4-4 所示。

表 4-4 扩充后各形貌焊缝数据库数量

焊缝形貌	无缺陷	咬边	凹陷	毛刺
训练集	365	248	375	663
测试集	128	94	135	287

4.5.3 模型的定义

为提高网络的正确率，研究过程中对改进 LeNet5 网络的可调参数和函数进行优化调整，迭代次数选择 1780 次，学习率设置为 0.00001，损失函数选择 ReLu，损失函数优化算法选择 Adam，选用 GPU 进行网络训练，网络参数的选择如图 4-16 所示。

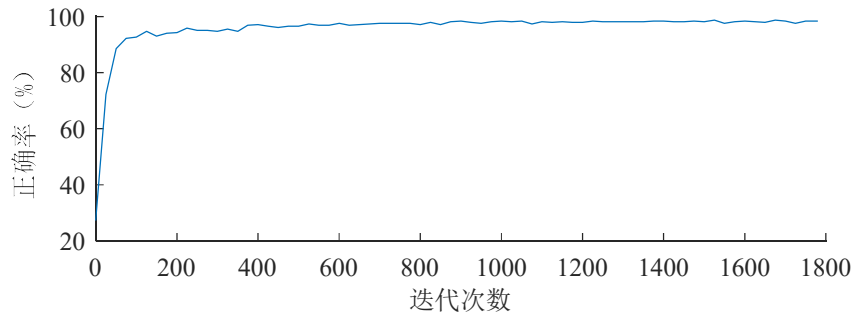
```
options = trainingOptions('adam', ...
    'MiniBatchSize',10, ...
    'MaxEpochs',20, ...
    'InitialLearnRate',1e-5, ...
    'Shuffle','every-epoch', ...
    'ValidationData',imsdsValidationSet, ...
    'ValidationFrequency',25, ...
    'Verbose',true, ...|
    'Plots','training-progress');
```

图 4-16 网络训练参数设置

4.5.4 模型训练

采用前述训练数据集，基于所优化调整的网络参数，对改进的 LeNet5 网络模型进行训练，其训练与检测结果如图 4-17、图 4-18、表 4-5、表 4-6、表 4-7 和表 4-8 所示。

由图 4-17 和图 4-18 可以看出，正确率随着迭代次数增加而增加，迭代次数在 400 次左右之后正确率趋于平稳，使用改进 LeNet5 网络对 GADF 和 GASF 两种方法转换获取的二维图像的准确率分别为 98.7%和 92.73%。



(a) 准确度曲线

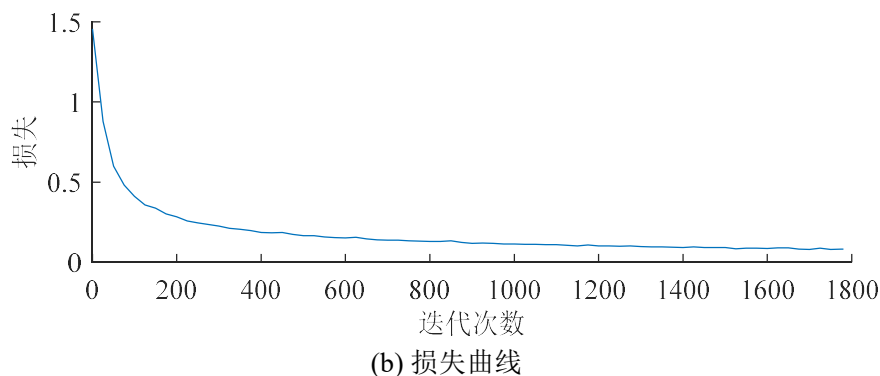


图 4-17 GADF 方法转换获取的二维图像训练结果曲线

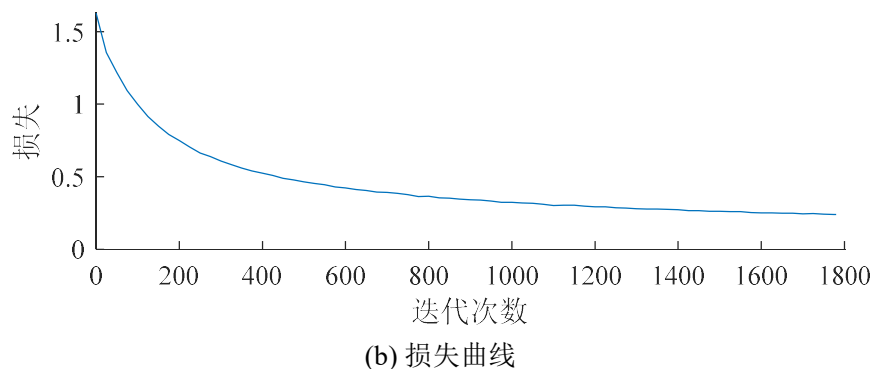
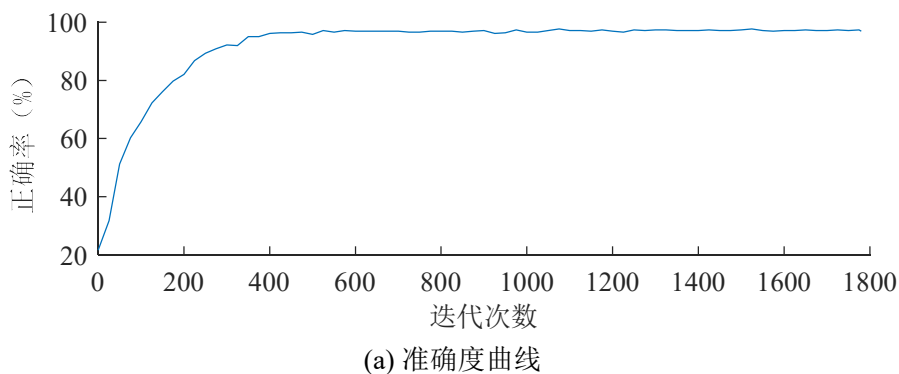


图 4-18 GASF 方法转换获取的二维图像训练结果曲线

表 4-5 基于 GADF 的模型的混淆矩阵

真实情况	预测情况			
	毛刺 (GADF)	凹陷 (GADF)	咬边 (GADF)	无缺陷 (GADF)
毛刺 (GADF)	649	0	0	0
凹陷 (GADF)	0	375	0	0
咬边 (GADF)	14	0	248	11
无缺陷 (GADF)	0	0	0	354

训练后模型的评价指标由表 4-5 和表 4-7 计算所得，具体结果如表 4-6 和表 4-8 所示，由结果可以看出，使用改进 LeNet5 网络对 GADF 和 GASF 两种方法对四种焊缝截面轮廓转换获取的二维图像识别的精准率、召回率与综合指标均

高于 0.8，能够为后续进行焊缝表面缺陷检测提供模型支撑。

表 4-6 基于 GADF 的模型的评价指标

评价指标	焊缝形貌			
	毛刺 (GADF)	凹陷 (GADF)	咬边 (GADF)	无缺陷 (GADF)
精准率	0.97	1	1	0.96
召回率	1	1	0.91	1
综合指标	0.98	1	0.95	0.98

表 4-7 基于 GASF 的模型的混淆矩阵

真实情况	预测情况			
	毛刺 (GASF)	凹陷 (GASF)	咬边 (GASF)	无缺陷 (GASF)
毛刺 (GASF)	545	0	0	44
凹陷 (GASF)	0	371	0	0
咬边 (GASF)	12	0	222	26
无缺陷 (GASF)	43	4	26	335

表 4-8 基于 GASF 的模型的评价指标

评价指标	焊缝形貌			
	毛刺 (GADF)	凹陷 (GADF)	咬边 (GADF)	无缺陷 (GADF)
精准率	0.91	0.99	0.89	0.82
召回率	0.93	1	0.85	0.82
综合指标	0.92	0.99	0.86	0.82

4.5.5 结果验证

利用训练好的网络模型，使用测试样本验证训练模型的检测效果，随机选取一个数据进行测试，选取的焊缝测试样本如图 4-19 所示，最后分类结果如图 4-20 所示。

从图 4-20 中可以看到，神经网络会计算测试图像属于每种形貌焊缝的概率并给出了每种形貌焊缝对应的概率，概率最高的形貌焊缝作为最后输出，这里概率最高的类别为毛刺，即判断测试图像中的缺陷为毛刺，与截面轮廓展示的缺陷一致。

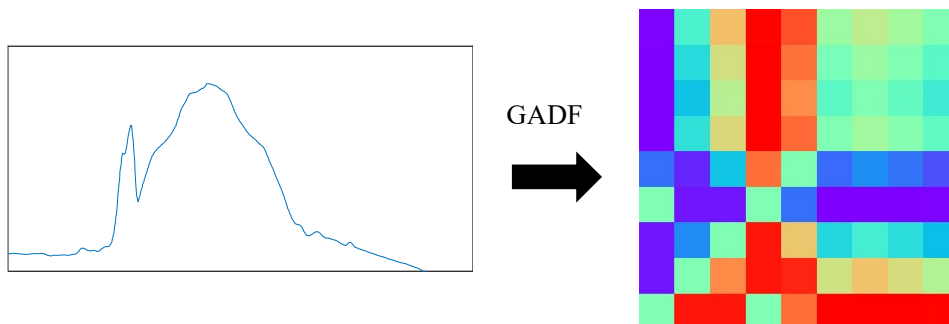


图 4-19 待分类图片

```

class =
    categorical
    MC (GADF)

pro =
    1×4 single 行向量
    0.5617    0.1398    0.1287    0.1698
  
```

图 4-20 测试结果

表 4-9 GADF 方法转换的二维图像测试样本网路测试结果

焊缝形貌	无缺陷	咬边	凹陷	毛刺	所有形貌
正确率	98.8%	97.9%	99.2%	97.8%	98.4%

分别将测试样本中通过 GADF 方法和 GASF 方法转换的二维图像数据中四种形貌图像进行测试，测试结果如表 4-9 和表 4-10 所示。由表 4-9 和表 4-10 可以看出，改进 LeNet5 网络能够有效识别焊缝表面缺陷。

表 4-10 GASF 方法转换的二维图像测试样本网路测试结果

焊缝形貌	无缺陷	咬边	凹陷	毛刺	所有形貌
正确率	92.9%	91.8%	91.7%	92.6%	92.2%

4.6 本章小结

本章围绕焊缝表面缺陷检测工作，介绍了焊缝表面缺陷的定义，对焊缝表面缺陷进行总结，阐述了焊缝表面缺陷数据集构建的方法，同时为了简化其过程，利用 GAF 方法将焊缝截面一维数据转换为二维图像数据，针对数据集数量较低影响网络识别精度的问题，对焊缝截面轮廓数据集进行扩充，并针对二维图像数据的特点，提出基于改进 LeNet5 网络的焊缝表面缺陷检测方法，论述了其实现的过程，最后通过现有的数据集进行了所提焊缝表面缺陷检测方法的可行性。

第 5 章 实验分析

5.1 焊缝成形尺寸测量实验结果分析

由仿真结果可以看出，本文方法针对焊缝尺寸缺陷检测具有有效性。结合所提方法，利用真实焊缝进行成形尺寸缺陷检测实验，进一步验证本文方法的可行性和有效性。

5.1.1 焊缝截面轮廓数据获取

选择一长为 30cm 的对接焊缝为测量对象，将线激光轮廓扫描仪固定在三自由度垂直机器人上，沿不垂直于焊缝主方向匀速连续扫描，如图 5-1 所示，得到一组焊缝截面轮廓点数据，如图 5-2 所示。由图 5-2 可看出，原始焊缝表面点云中存在噪点与无关点影响，利用半径滤波和直通滤波进行点云滤波处理，处理结果如图 5-3 所示。

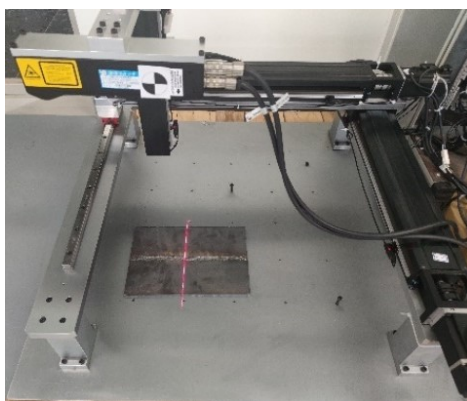


图 5-1 焊缝表面点云数据采集

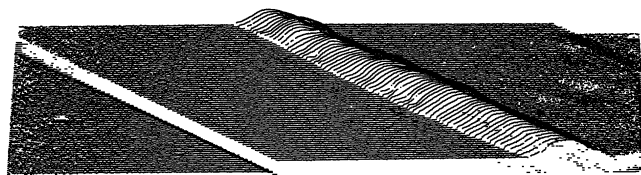


图 5-2 原始焊缝表面点云

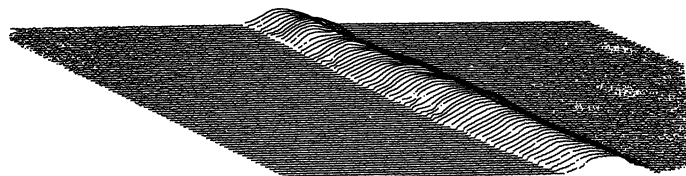


图 5-3 点云滤波处理后焊缝点云

5.1.2 焊缝截面轮廓分割

采用前述方法对焊缝截面轮廓点数据进行分割操作，并将分割后的轮廓数据进行拼接，得到焊缝部分点云数据，焊缝部分点云数据如图 5-4 所示。

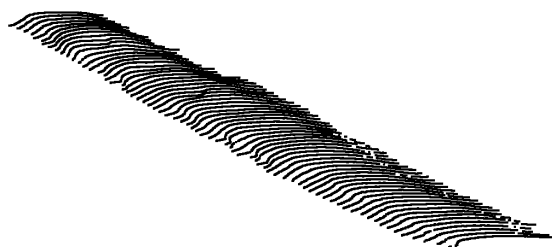


图 5-4 分割后焊缝部分表面点云

5.1.3 点云切片

针对拼接后焊缝部分表面点云数据量过大，影响 STL 模型构建效率的问题，对焊缝部分点云数据进行下采样，下采样后焊缝部分表面点云如图 5-5 所示。采用前述方法对焊缝部分表面点云数据进行点云切片操作，所构建的 STL 模型如图 5-6 所示，切片后得到的垂直于焊缝主方向的横截面轮廓数据如图 5-7 所示。

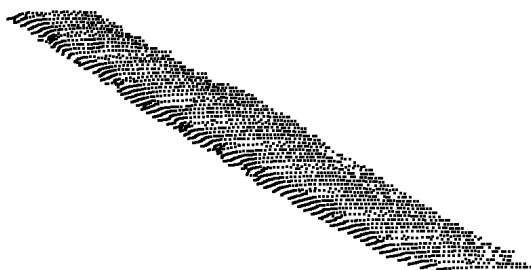


图 5-5 下采样后焊缝部分表面点云



图 5-6 所构建 STL 模型

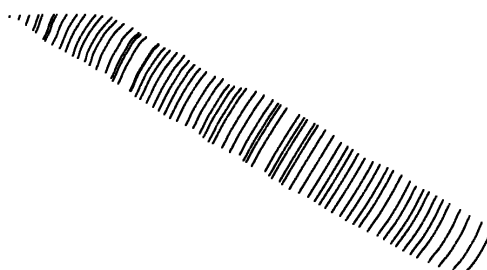


图 5-7 点云切片效果

5.1.4 成形尺寸测量结果分析

利用前述方法进行焊缝成形尺寸测量，测量所得焊缝宽度和焊缝余高及其测量误差分别如表 5-1 和表 5-2 所示，由表 5-1 和表 5-2 可以看出，使用前述方法测量所得焊缝宽度与实际焊缝宽度基本保持一致。所选取 10 条轮廓中，焊缝

测量所得焊宽最大误差为 0.24mm，平均误差为 0.17mm，焊缝测量所得余高最大误差为 0.22mm，平均误差为 0.16mm，所提方法能够满足焊缝宽度测量要求，焊缝测量所得焊缝宽度变化量为 0.12mm，焊缝凹凸度为 0.11mm，满足焊缝成形尺寸要求。

表 5-1 焊宽测量结果

截面轮廓	测量焊宽 (mm)	真实焊宽 (mm)	误差 (mm)
1	14.62	14.43	0.19
2	15.68	15.44	0.24
3	16.27	16.49	0.22
4	16.74	16.86	0.12
5	16.86	17.01	0.15
6	17.03	17.15	0.12
7	17.03	17.18	0.15
8	16.67	16.82	0.15
9	16.52	16.75	0.23
10	16.95	16.76	0.19

表 5-2 余高测量结果

截面轮廓	测量余高 (mm)	真实余高 (mm)	误差 (mm)
1	9.36	9.25	0.11
2	8.15	8.37	0.22
3	8.03	8.18	0.15
4	7.94	8.16	0.22
5	7.83	8.02	0.19
6	8.22	8.35	0.13
7	8.15	8.26	0.11
8	7.67	7.88	0.21
9	8.14	8.35	0.21
10	9.83	9.95	0.12

5.2 焊缝表面缺陷检测实验结果分析

5.2.1 真实焊缝数据集的构建

本节针对 3 种形貌焊缝进行缺陷检测，其中包括：无缺陷、气孔、焊瘤。对这 3 类形貌的焊缝截面轮廓数据进行数据集的构建，如图 5-8 和图 5-9 所示，

分别为训练集和测试集中部分截面轮廓数据。为了提高神经网络的泛化能力，本文通过数据增强扩充数据库，数据库 0 数量如表 5-3 所示。

表 5-3 扩充后各形貌焊缝数据库数量

焊缝形貌	无缺陷	气孔	焊瘤
训练集	96	112	144
测试集	54	62	70

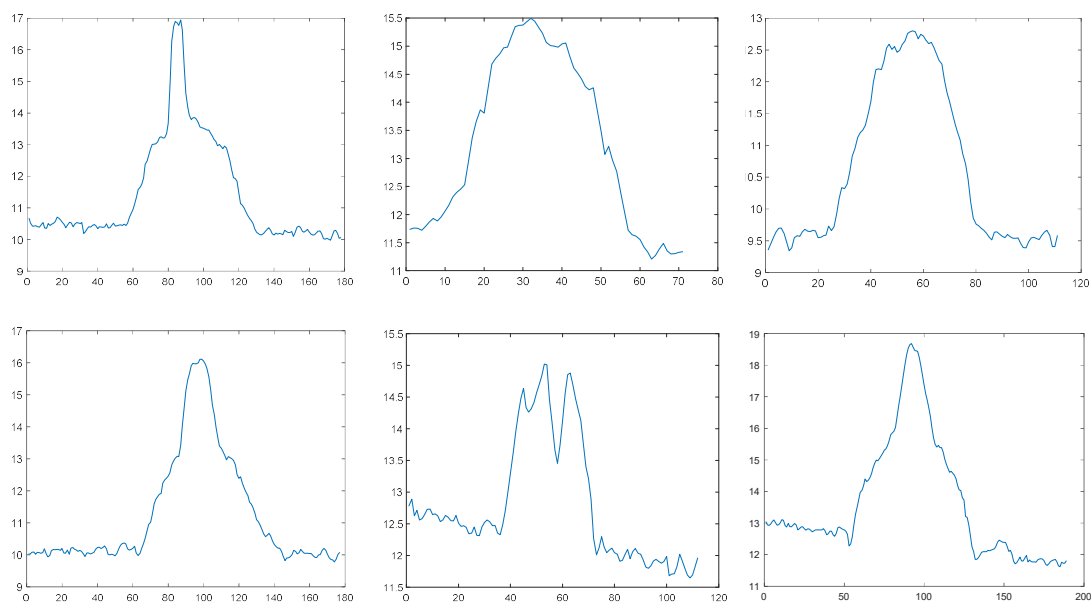


图 5-8 训练集中包含四种截面轮廓的部分焊缝截面轮廓数据

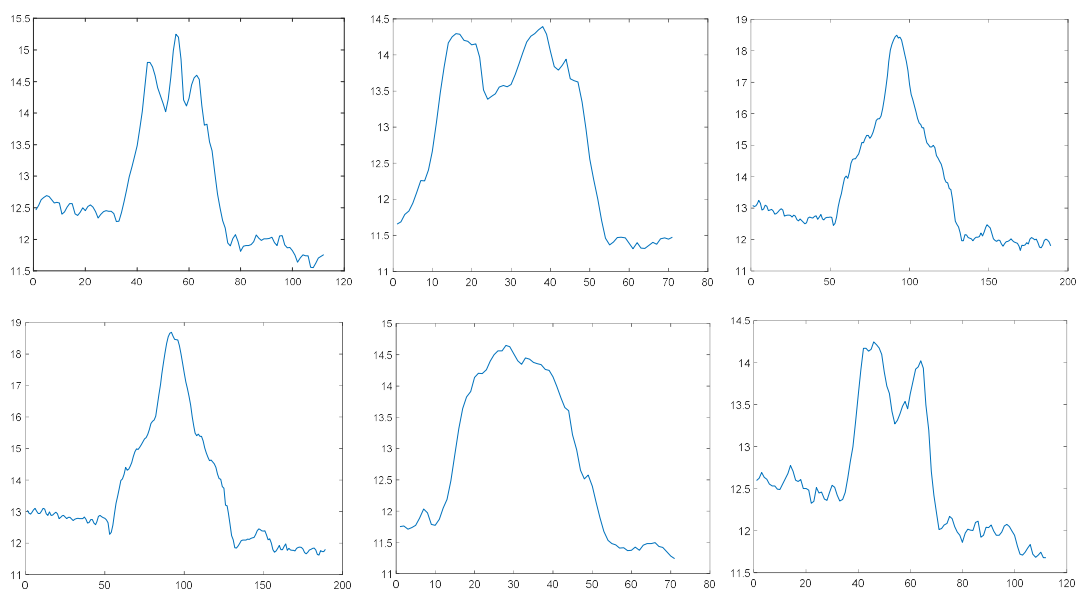


图 5-9 测试集中包含四种截面轮廓的部分焊缝截面轮廓数据

由前述训练结果可知，GADF 方法转换的二维图像识别准确率更高，所以本节只针对通过 GADF 方法转换的二维图像进行训练，转换后的部分图像如图

5-10、图 5-11 和图 5-12 所示。

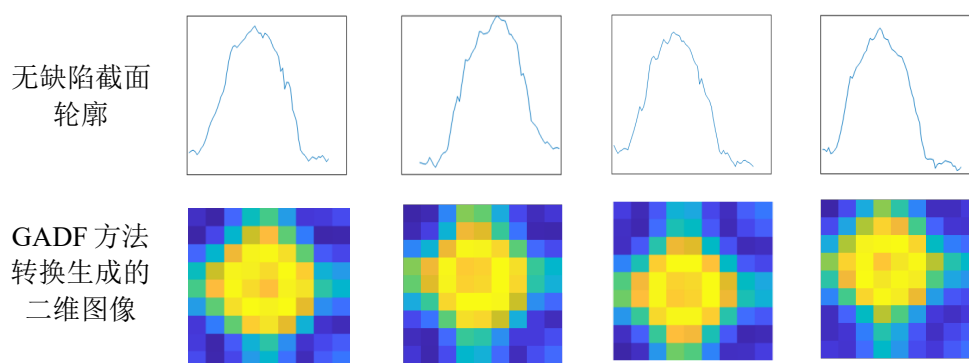


图 5-10 无缺陷 GADF 的二维图像

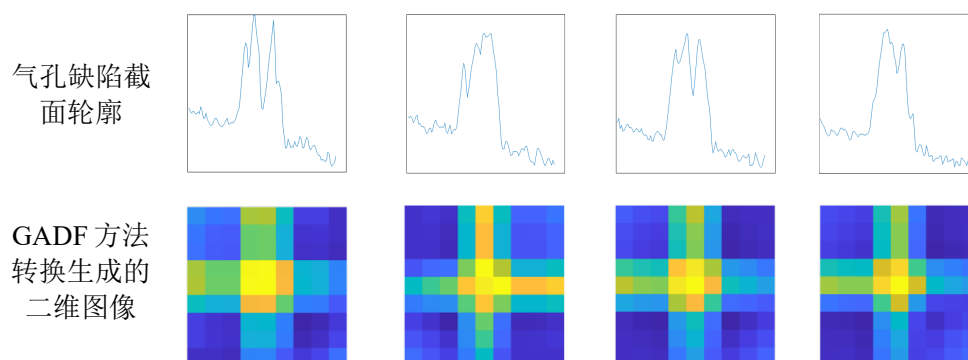


图 5-11 气孔缺陷 GADF 的二维图像

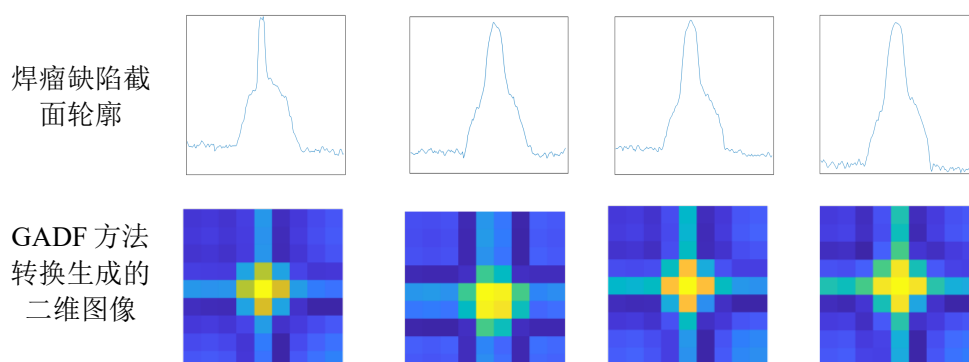


图 5-12 焊瘤缺陷 GADF 的二维图像

5.2.2 模型的训练

利用前述方法，将训练集输入构建好的神经网络中进行训练，训练结果如图 5-13 所示。由图 5-13 可知训练准确率为 92.36%，损失为 0.2702。

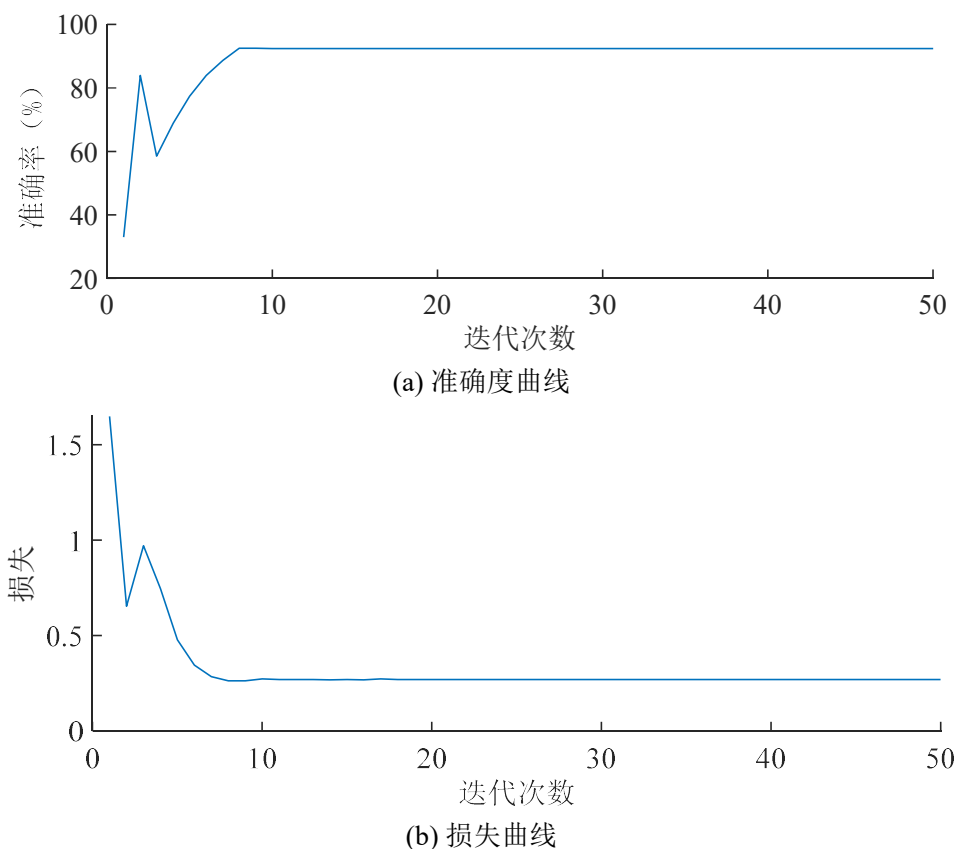


图 5-13 GADF 方法转换获取的二维图像训练结果曲线

5.2.3 检测结果验证

将不同形貌焊缝数据输入训练好的神经网络模型，并对其进行测试，测试结果如表 5-4 所示，测试结果表明改进 LeNet5 网络能够有效识别焊缝表面缺陷。

表 5-4 GADF 方法转换的二维图像测试样本网路测试结果

焊缝形貌	无缺陷	气孔	焊瘤	所有形貌
正确率	91.8%	91.5%	93.7%	92.1%

5.3 本章小结

本章围绕焊缝成形尺寸缺陷检测和焊缝表面缺陷检测工作，对前述方法进行实验验证分析，采用 3D 结构光设备采集焊缝表面点云数据，并对焊缝表面点云的处理结果进行分析，验证了前述焊缝成形尺寸检测方法的效果，同时利用采集的 3 种形貌焊缝截面轮廓数据构建的数据集对前述神经网络进行训练和结果分析，验证了前述焊缝表面缺陷检测方法的效果。

第 6 章 总结与展望

6.1 总 结

随着自动化焊接技术的不断发展，焊缝质量自动化检测技术成为研究热点。焊接技术的应用十分广泛，几乎涵盖所有工业制造领域，焊缝质量自动化检测的技术需求十分巨大。目前传统的焊缝质量检测主要依靠人工检测和接触式检测，其必然导致较高的检测成本和焊缝质量的二次破坏。基于机器视觉技术实现焊缝质量自动化检测成为无接触检测的主要手段。3D 结构光视觉因其高抗干扰性等优点在焊缝质量检测领域得到广泛应用。为了实现焊缝尺寸高精度测量与焊缝表面缺陷高精度检测，需对焊缝表面点云进行处理，通过一系列后处理和深度学习网络实现焊缝缺陷检测。

本文的研究围绕焊缝成形尺寸测量与表面缺陷检测展开。通过对线结构光传感器获取的焊缝表面数据，采用点云分割算法对焊缝点云进行分割处理，降低无关点云对检测结果的影响，减少后续处理的数据量。接着针对线激光与焊缝主方向不垂直，导致截面轮廓数据，不能表现焊缝实际形貌的问题，利用基于 STL 模型的焊缝横截面提取方法实现焊缝点云切片。为了实现焊缝表面缺陷识别与分类，通过采用神经网络对建立的焊缝表面数据集进行训练学习，同时对选用的深度学习网络模型进行调整与优化。最后对前述方法进行实验验证与分析。主要工作如下：

(1) 以对接焊缝为研究对象，采用 RANSAC+KNN 算法进行焊缝截面特征点提取与截面轮廓分割，有效的去除母材部分数据点，降低母材部分点云数据对检测结果与检测效率的影响。为后续点云处理提供有效数据支持。

(2) 围绕焊缝成形尺寸缺陷检测工作，采用泊松曲面重建算法对分割后的点云数据进行曲面重建，实现 STL 模型的构建，再利用基于三角形面片位置信息的 STL 模型分层算法进行焊缝 STL 模型分层处理，实现焊缝点云切片。实验结果表明，对比传统点云切片算法，本文焊缝切片方法，焊缝横截面轮廓误差平均值减少 46%、最大值降低 28%、标准差值减小 41%，所提方法能够准确地提取焊缝横截面轮廓。利用横截面轮廓进行焊缝成形尺寸测量，仿真结果表明，有无缺陷焊缝的焊宽与余高的平均误差均在 0.05mm 以内，验证了本文方法的可行性，同时真实焊缝测量平均误差在 0.2mm 以内，实验结果表明，本文方法能够有效的进行焊缝成形尺寸缺陷检测。

(3) 围绕焊缝表面缺陷检测工作，对焊缝表面缺陷类型进行了总结分析，利用基于格拉姆矩阵的方法将焊缝一维序列数据转换为二维图像，并通过数据增强的方式增加数据集的数量，进而构建焊缝表面缺陷数据集。针对焊缝截面

轮廓二维图像数据的特点，通过改进 LeNet5 网络实现焊缝表面缺陷识别与分类。通过现有数据集进行验证，GADF 和 GASF 二维图像的焊缝表面缺陷识别准确率达到 98.4%和 92.2%，能有效实现焊缝表面缺陷检测。最后通过实际采集的 3 种形貌焊缝截面轮廓数据进行实验验证，焊缝表面缺陷识别准确率达到 92.1%，结果表明本文方法能有效的进行焊缝表面缺陷检测。

6.2 展 望

本文围绕焊缝成形尺寸测量与表面缺陷检测开展研究，探索了基于 3D 结构光视觉的实现方法，基本完成预期目标，但还存在着一定的不足，主要体现在以下几个方面：

（1）本文在研究过程中，主要针对对接焊缝这一类焊缝形式，但在真正的焊接应用中，焊缝种类繁多，本文所涉及方法的适用性还有待改进和验证。

（2）在焊缝表面缺陷检测方面，本文主要针对较为常见的几种类型缺陷进行检测。但在真实焊接作业中，表面缺陷还包括未融合和裂纹等多种形式，后续工作还需进一步扩充焊缝表面缺陷种类，优化深度学习网络结构参数，提高深度学习网络对更多类别缺陷检测的适用性和准确率。

参考文献

- [1] Kashaev N, Ventzke V, Çam G. Prospects of laser beam welding and friction stir welding processes for aluminum airframe structural applications[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2018, 36: 571-600.
- [2] 方涛. 焊接技术中常见的缺陷、检验及其解决措施分析[J]. 舰船科学技术, 2021, 43 (18): 211-213.
- [3] 陆阳, 邵强, 隋永莉, 等. 大管径、高钢级天然气管道环焊缝焊接技术[J]. 天然气工业, 2020, 40(09): 114-122.
- [4] 段瑞霞. 基于视觉信息的氩弧焊焊缝质量在线检测[D]. 宁波大学, 2016.
- [5] 胡宏伟, 张婕, 彭刚, 等. 基于 LBP-KPCA 特征提取的焊缝超声检测缺陷分类方法[J]. 焊接学报, 2019, 40(06): 34-39+162.
- [6] 王博正, 董丽虹, 王海斗, 等. 激光红外热成像技术在材料缺陷检测中的研究和应用现状[J]. 材料导报, 2020, 34(05): 5127-5132.
- [7] 蔡文, 薛锋, 靖婧, 等. 涡流探伤在焊缝涂装状态下质量检测的应用[J]. 船海工程, 2021, 50(02): 125-128.
- [8] 王思宇, 高炜欣, 李璐. 环口焊 X 射线焊缝图像质量评定模型[J]. 计算机应用, 2020, 40(09): 2748-2753.
- [9] 郭冠华, 熊鸿建. 中国射线检测技术现状及研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(08): 1683-1695.
- [10] 余佳杰, 周建平, 薛瑞雷, 等. 基于结构光视觉和光照模型的焊缝表面质量检测[J]. 中国激光, 2022, 49(16): 170-178.
- [11] Geng J. Structured-light 3D surface imaging: a tutorial[J]. Advances in Optics and Photonics, 2011, 3(2): 128-160.
- [12] Chen Z, Chen J, Feng Z. Welding penetration prediction with passive vision system[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2018, 36: 224-230.
- [13] Azgomi H, Haredasht F R, Motlagh M R S. Diagnosis of some apple fruit diseases by using image processing and artificial neural network[J]. Food Control, 2023, 145: 109484.
- [14] 郭萌, 胡辽林, 赵江涛. 基于 Kirsch 和 Canny 算子的陶瓷碗表面缺陷检测方法[J]. 光学学报, 2016, 36(09): 27-33.
- [15] 赵君爱. 基于图像处理的工件表面缺陷检测理论与方法研究[D]. 东南大学, 2016.
- [16] Mall P K, Singh P K, Srivastav S, et al. A comprehensive review of deep neural networks for medical image processing: Recent developments and future opportunities[J]. Healthcare Analytics, 2023: 100216.
- [17] Mira E S, Sapri A M S, Aljehani R F, et al. Early Diagnosis of Oral Cancer Using Image Processing and Artificial Intelligence[J]. Fusion: Practice and Applications, 2024, 14(1): 293-308.
- [18] 孙书魁, 范菁, 孙中强, 等. 基于深度学习的图像数据增强研究综述[J]. 计算机科学, 2024, 51(01): 150-167.
- [19] 赵利军, 曹聪颖, 张晋京, 等. 压缩图像增强方法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(21): 26-38.
- [20] 上官泓廷, 刘玉红. 医学图像增强方法综述[J]. 中国医学物理学杂志, 2023, 40(04): 410-415.
- [21] 黄雯珂, 滕飞, 王子丹, 等. 基于深度学习的图像分割综述[J]. 计算机科学, 2024, 51(02):

- 107-116.
- [22] 姚志东, 卢佳祁, 熊梦雅, 等. 基于计算机视觉的钢结构表面缺陷智能识别研究综述[J]. 建筑结构, 2023, 53(24): 126-135.
- [23] 刘鹏, 刘伟峰, 唐晓英. 使用深度学习方法的脑肿瘤图像分割综述[J]. 生命科学仪器, 2023, 21(03): 12-18.
- [24] Cook G E, Barnett R J, Andersen K, et al. Automated visual inspection and interpretation system for weld quality evaluation[C]. IEEE Industry Applications Conference, 1995, 2:1809-1816.
- [25] 李尚仁, 王春明, 米高阳. 基于机器视觉的焊缝表面下塌缺陷实时检测系统[J]. 焊接技术, 2019, 48(11): 85-88+6.
- [26] 郭皓然, 邵伟, 周阿维, 等. 全局阈值自适应的高亮金属表面缺陷识别新方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2797-2804.
- [27] Li X, Guo Y, Li Y. Particle Swarm Optimization-Based SVM for Classification of Cable Surface Defects of the Cable-Stayed Bridges[J]. IEEE Access, 2020, 8: 44485-44492.
- [28] 封雨鑫, 邓宏贵, 程钰. 基于卷积神经网络的焊缝表面缺陷检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(07): 56-60+66.
- [29] 胡曦, 余震, 刘海生. 多特征提取与 BT-SVM 的焊缝表面缺陷检测[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(10): 1615-1622.
- [30] Perez H, Tah J H M, Mosavi A. Deep learning for detecting building defects using convolutional neural networks[J]. Sensors, 2019, 19(16): 3556.
- [31] 杨玉坤. 基于激光视觉识别的立杆焊缝缺陷检测方法研究[D]. 宁夏大学, 2023.
- [32] 褚慧慧, 王宗义. 基于主动视觉的焊缝成形尺寸测量和缺陷识别研究[J]. 热加工工艺, 2017, 46(21): 206-209.
- [33] 刘桂雄, 廖普, 杨宁祥. 基于深度学习主动视觉压力容器焊缝质量参数检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(05): 1-9.
- [34] Zhang S. High-speed 3D shape measurement with structured light methods: A review[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 106: 119-131.
- [35] 刘干, 邵新杰. 基于小波变换的结构光光条图像去噪方法[J]. 激光与红外, 2017, 47(11): 1433-1437.
- [36] 李玥华, 刘朋, 周京博, 等. 基于 BP 神经网络的结构光光条中心提取[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 186-194.
- [37] White R A, Smith J S, Lucas J. Vision-based gauge for online weld profile metrology[J]. IEE Proceedings-Science, Measurement and Technology, 1994, 141(6): 521-526.
- [38] Ye G, Guo J, Sun Z, et al. Weld bead recognition using laser vision with model-based classification[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 52: 9-16.
- [39] Li Y, Wang Q L, Li Y F, et al. On-line visual measurement and inspection of weld bead using structured light[C]. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2008: 2038-2043.
- [40] Nguyen H C, Lee B R. Laser-vision-based quality inspection system for small-bead laser welding[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2014, 15: 415-423.
- [41] 褚慧慧. 基于视觉的焊缝质量检测技术研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2017.
- [42] 王磊. 计算机视觉在船舶焊缝缺陷识别的应用[J]. 舰船科学技术, 2018, 40(08): 196-198.
- [43] 伏喜斌, 林三宝, 杨春利. 激光技术在焊接质量控制和检测中的应用[J]. 焊接, 2006,

- 2006(10): 24-29.
- [44] 伏喜斌, 林三宝, 杨春利, 等. 基于激光视觉传感的角焊缝外形尺寸检测[J]. 焊接学报, 2008, 29(7): 47-50.
- [45] 胡丹, 高向东, 张南峰, 等. 焊缝缺陷检测现状与展望综述[J]. 机电工程, 2020, 37(07): 736-742.
- [46] Zhang H, Wang C, Tian S, et al. Deep learning-based 3D point cloud classification: A systematic survey and outlook[J]. Displays, 2023: 102456.
- [47] 李屹, 蔡意, 董思奇, 等. 基于激光点云数据的管道破损定量检测技术[J]. 测绘通报, 2024(01): 120-125.
- [48] 杨洪涛, 陆广慧, 沈梅. 基于双目视觉的齿轮三维点云精确重构方法研究[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(10): 56-59.
- [49] 马女杰, 高向东, 周晓虎, 等. 磁场激励下焊接缺陷磁光成像特征分析[J]. 激光技术, 2018, 42(04): 525-530.
- [50] 张瑾, 徐文, 周宇乔, 等. 不规则物体点云切片中的多轮廓分割算法[J]. 计算机应用, 2023, 43(10): 3209-3216..
- [51] 杨振清, 雍永磊. 基于点云切片的边界提取[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(1): 222-224+245.
- [52] 钦兰云, 谢永凯, 杨光, 等. 激光沉积制造形貌偏差检测与控制研究[J]. 中国激光, 2021, 48(10): 131-139.
- [53] 刘金锦, 李浩军. 基于点云切片改进法的不规则物体体积测量[J]. 光学学报, 2021, 41(23): 133-145.
- [54] 吴文清, 王新雅, 刘泓佚, 等. 基于激光点云的预制混凝土箱梁外观尺寸检测方法研究[J]. 桥梁建设, 2023, 53(4): 25-32.
- [55] Wu Y, Chen X S, Sun R J, et al. Research on adaptive slicing method for optimizing STL model manufacturing details[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024: 1-10.
- [56] Yu W Q, Nie Z W, Lin Y Y. Research on the slicing method with equal thickness and low redundancy based on STL files[J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2021, 44(5): 469-477.
- [57] 王德军, 万田宝, 孙晓东, 等. 基于三维激光扫描的植被覆盖边坡监测[J]. 测绘通报, 2023, (12): 112-115.
- [58] 刘金锦, 李浩军. 基于点云切片改进法的不规则物体体积测量[J]. 光学学报, 2021, 41(23): 133-145.
- [59] Cheng X J, Xiong X X, Yang Z X, et al. Cavern Capacity Calculation Using Terrestrial Lidar[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019(23).
- [60] Xu J T, Hou W B, Sun Y W, et al. PLSP based layered contour generation from point cloud for additive manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 49: 1-12.
- [61] Chen W, Li X, Ge H L, et al. Trajectory planning for spray painting robot based on point cloud slicing technique[J]. Electronics, 2020, 9(6): 908.
- [62] Xu J T, Hou W B, Zhang H Z. An improved virtual edge approach to slicing of point cloud for additive manufacturing[J]. Computer-Aided Design and Applications, 2018, 15(3): 330-336.
- [63] Tong Y, Yao S, Xue K H. Slicing point cloud incrementally for Additive Manufacturing via

- online learning[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32: 11521-11541.
- [64] 蒋世谊. 基于线结构光的智能焊缝缺陷检测研究[D]. 上海工程技术大学, 2021.
- [65] 李玉. 基于结构光视觉的焊缝外观检测[D]. 浙江工业大学, 2019.
- [66] 张天宇, 夏仁波, 赵吉宾, 等. 基于结构光的焊缝表面质量检测[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2022(01): 81-84.
- [67] Chang C L, Chen Y H. Measurements of fillet weld by 3D laser scanning system[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2005, 25: 466-470.
- [68] Dong Z, Huang J, Yin S, et al. A Weld Line Detection Method Based on 3D Point Cloud for Automatic NDT[C]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. IOP Publishing, 2020, 440(2): 022003.
- [69] Hegedüs-Kuti J, Szölösi J, Varga D, et al. 3D Scanner-Based Identification of Welding Defects—Clustering the Results of Point Cloud Alignment[J]. *Sensors*, 2023, 23(5): 2503.
- [70] 柳斌, 李雪梅. 一种基于激光雷达点云的自适应双半径滤波算法[J]. *兵工学报*, 2023, 44(09): 2768-2777.
- [71] 洪磊, 杨小兰, 钟冬平. 基于斜率分析法的焊缝条纹直线特征提取分析[J]. *焊接学报*, 2017, 38(8): 91-94+133.
- [72] Liu Y, Yuan K, Li T, et al. NDT Method for Line Laser Welding Based on Deep Learning and One-Dimensional Time-Series Data[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(15): 7837.
- [73] Wang W, Zhao C, Li X, et al. Research on multimodal fusion recognition method of upper limb motion patterns[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72, 1-12.

攻读硕士期间的主要成果

- [1] 朱明生, 吴路路, 俞伟锋, 等. 基于 STL 模型的焊缝横截面提取方法研究[J]. 安徽科技学院学报 (已录用, 第一作者)
- [2] 吴路路, 朱明生, 王园, 等. 一种基于 3D 视觉传感的焊件表面缺陷在线检测方法及装置[P]. 安徽省: CN114740006A, 2022-07-12. (发明实审, 第二发明人, 导师第一)

致 谢

首先，我要衷心感谢我的导师吴路路老师。是您的悉心指导和耐心教诲，让我在学术研究中逐渐成长。您严谨的学术态度，让我深受启发。在我遇到困难和挫折时，您总是给予我鼓励和支持，让我能够坚定信心，勇往直前。您的言传身教，让我受益终身。

其次，我要感谢实验室的同学们。在这段共同奋斗的时光里，我们相互扶持、共同进步。我们一起探讨问题、交流心得，彼此之间的友谊也日益加深。在这个团队中，我不仅学到了专业知识，更学会了团队合作和互相学习的精神。

此外，我还要感谢我的家人和朋友们。你们一直是我坚实的后盾，无论我遇到什么困难和挑战，你们总是站在我的身边，给予我无私的爱和关怀。是你们的支持和鼓励，让我能够坚定地走向学术研究的道路，并最终完成了这篇论文。

最后，我要感谢学校和学院为我提供的优秀学术环境和资源。学校图书馆丰富的藏书和便捷的电子资源，为我撰写论文提供了极大的帮助。学院组织的各种学术活动和讲座，让我能够不断拓宽视野，增长见识。

在撰写这篇论文的过程中，我也深刻体会到了学术研究的艰辛和不易。但是，正是这些挑战和困难，让我更加坚定了自己的学术追求和信念。我相信，在未来的学术道路上，我会继续努力，不断前行，为学术事业贡献自己的力量。

在此，我再次向所有给予我帮助和支持的人表示衷心的感谢。你们的帮助和支持，是我能够完成这篇论文的重要支撑和动力。我会将这份感激铭记在心，

尚禮敏學 唯實惟新

