

分类号: TP391

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210920116



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于深度学习的焊缝图像处理
和识别研究

论 文 作 者 缪红超
校 内 导 师 窦易文 副教授
校 外 导 师 余琼 高级工程师
专业学位类别 计算机技术
研究方向(领域) 智能系统与应用

论文提交日期: 2024 年 5 月 23 日

分类号: TP391
密 级: 公开

单位代码: 10363
学号: 2210920116

题 目 基于深度学习的焊缝图像处理和识别研究

英文并列

题 目 **Research on Weld Image Processing and Recognition**
Based on Deep Learning

学 生 姓 名 : 缪红超
校 内 导 师 : 窦易文 (副教授)
校 外 导 师 : 余琼 (高级工程师)
专 业 学 位 类 别 : 计算机技术
研 究 方 向 : 智能系统与应用

论文答辩日期: 2024 年 5 月 23 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：洪红超
日期：2024年5月23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：修红超

日期：2024年5月23日

指导教师签名：安易文

日期：2024年5月23日

基于深度学习的焊缝图像处理和识别研究

摘 要

在现代制造业中，尤其在汽车制造、航天、建筑等领域，焊接是一项关键工艺。焊缝的好坏与产品的可靠性、耐久性有着直接的关系。然而，焊接过程中的缺陷会严重影响焊接接头的强度和性能，导致产品质量问题和潜在的安全隐患。因此，对焊缝质量进行有效的检测和分类具有重要意义。传统的焊缝检测方法主要依赖于人工目测或简单的图像处理技术，这些方法存在着检测效率低、误报率高以及对复杂缺陷的识别能力不足等问题。随着计算机视觉、图像处理和机器学习等技术的不断发展，基于深度学习的焊缝图像缺陷分类方法成为了焊接质量控制领域的研究热点。

本文主要关注焊缝缺陷图像识别分类任务，为了得到更好的实验结果，将其细分为边缘检测、特征提取和缺陷识别三个步骤，其具体内容可概括如下：

(1) 基于改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测

针对复杂环境下焊缝图像的边缘检测问题，基于传统的 Canny 算法，将中值滤波替换高斯滤波，并将非极大值抑制(NMS)进行改进，得到一种面向复杂环境的改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测方法。实验结果表明，所提出的改进的 Canny 算法通过对滤波、NMS 算法的综合优化，可以有效地检测出焊缝图像中的边缘信息，且有良好的焊缝图像边缘检测效果。

(2) 基于点线特征结合的焊缝图像特征检测

针对复杂环境下焊缝图像的缺陷识别分类问题，将 SIFT 算法和 KAZE 算法融合，在 SIFT 算法构建的高斯金字塔中每层使用 KAZE 算法进行特征检测，提高了算法的鲁棒性，再将改进的 Canny 边缘检测与融合后的特征点检测算法有效结合起来，得到一种点线特征结合的焊缝图像特征检测算法。实验结果表明，所提出的点线特征结合的焊缝图像特征检测算法，可以有效地检测出复杂环境下焊缝图像的特征信息。

(3) 基于改进的 SSD 算法的焊缝图像缺陷识别

针对复杂环境下焊缝图像的缺陷识别分类问题，基于 SSD 算法，使用 VGG19 作为其基础卷积网络，得到一种面向复杂环境的改进 SSD 算法的焊缝图像缺陷识别分类方法。实验结果表明，所提出的改进的 SSD 算法通过对基础卷积网络的优化，可以有效地提取焊缝图像特征，提高焊缝图像缺陷识别分类的准确性。

关键词：Canny 算法，SVM 算法，焊缝图像缺陷识别，SSD，VGG19

RESEARCH ON WELD IMAGE PROCESSING AND RECOGNITION BASED ON DEEP LEARNING

ABSTRACT

In modern manufacturing, especially in the fields of automobile manufacturing, aerospace, construction, etc., welding is a key process. The quality of the weld is directly related to the reliability and durability of the product. However, defects in the welding process can seriously affect the strength and performance of welded joints, leading to product quality issues and potential safety hazards. Therefore, it is of great significance to effectively detect and classify the quality of welds. Traditional weld inspection methods mainly rely on manual visual inspection or simple image processing techniques, which have problems such as low detection efficiency, high false alarm rate, and insufficient ability to identify complex defects. With the continuous development of computer vision, image processing, machine learning and other technologies, the defect classification method of weld image based on deep learning has become a research hotspot in the field of welding quality control.

This paper mainly focuses on the task of image recognition and classification of weld defects, In order to obtain better experimental results, it is subdivided into three steps: edge detection, feature extraction and defect recognition, which can be summarized as follows:

- (1) Edge detection of weld image based on improved Canny algorithm

In order to solve the problem of edge detection of weld images in complex environments, based on the traditional Canny algorithm, the median filter is replaced by the Gaussian filter, and the non-maximum

suppression (NMS) is improved, and an improved Canny algorithm for complex environments is obtained. Experimental results show that the proposed improved Canny algorithm can effectively detect the edge information in the weld image through the comprehensive optimization of filtering and NMS algorithm, and has a good edge detection effect in the weld image.

(2) Weld image feature detection based on the combination of point and line

In order to solve the problem of defect recognition and classification of weld images in complex environments, the SIFT algorithm and the KAZE algorithm were fused, and the KAZE algorithm was used for feature detection in each layer of the Gaussian pyramid constructed by the SIFT algorithm, which improved the robustness of the algorithm. Experimental results show that the proposed weld image feature detection algorithm combined with point and line features can effectively detect the feature information of weld images in complex environments.

(3) Weld image defect recognition based on improved SSD algorithm

In order to solve the problem of defect identification and classification of weld images in complex environments, based on SSD algorithm, VGG19 was used as its basic convolutional network, and an improved SSD algorithm for complex environments was obtained. Experimental results show that the proposed improved SSD algorithm can effectively extract weld image features and improve the accuracy of weld image defect recognition and classification by optimizing the basic convolutional network.

KEY WORDS: Canny algorithm, SVM algorithm, weld image defect recognition, SSD, VGG19

主要符号说明

A :原始图像

G_x :横向边缘检测的图像灰度值

G_y :纵向边缘检测的图像灰度值

∇^2 :拉普拉斯算子

$f(x, y)$:图像的灰度值函数

$*$:卷积计算

σ :尺度空间因子

$X(x, y, \sigma)^T$:相对插值中心的偏移量

$m(x, y)$:梯度幅值

$\theta(x, y)$:梯度方向

I_A :表示点 A 的灰度

ω :超平面的法向量

b :超平面的截距

E :代价函数计算的误差

f' :激励函数的导数

α :学习速率

l :滤波响应长度

s :层索引

k :偏转系数

D :局部邻域偏值均值

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 焊缝图像处理研究现状.....	2
1.3 研究内容和创新点.....	4
1.4 本文章节安排.....	5
第 2 章 焊缝图像处理相关基础与预备知识介绍.....	7
2.1 焊缝图像边缘检测.....	7
2.1.1 Sobel 算子.....	7
2.1.2 Laplacian 算子.....	8
2.1.3 Prewitt 算子.....	9
2.1.4 Canny 算子.....	9
2.2 焊缝图像特征提取.....	10
2.2.1 SIFT 算法.....	10
2.2.2 SURF 算法.....	11
2.2.3 ORB 算法.....	13
2.2.4 KAZE 特征提取.....	13
2.3 焊缝图像缺陷识别.....	14
2.3.1 支持向量机(SVM).....	14
2.3.2 卷积神经网络(CNN).....	15
第 3 章 基于改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测.....	17
3.1 改进的焊缝图像边缘检测算法.....	18
3.1.1 中值滤波.....	19
3.1.2 改进的非极大值抑制.....	20
3.1.3 双阈值法.....	22
3.2 实验与分析.....	22
3.2.1 实验数据集.....	22

3.2.2 对比算法设置.....	23
3.2.3 改进的 Canny 算法的性能比较与评价.....	24
3.3 本章小结.....	27
第 4 章 基于点线特征结合的焊缝图像特征提取.....	29
4.1 点线特征结合的焊缝图像特征提取算法.....	30
4.2 实验与分析.....	32
4.2.1 实验数据集.....	32
4.2.2 对比算法设置.....	33
4.2.3 改进的焊缝图像缺陷分类算法的性能比较与评价.....	34
4.2.4 性能比较分析.....	37
4.2.5 收敛性分析.....	39
4.3 本章小结.....	39
第 5 章 基于改进 SSD 算法的焊缝图像缺陷分类.....	41
5.1 改进的 SSD 焊缝图像缺陷分类算法.....	41
5.1.1 VGG19 网络.....	42
5.1.2 SSD 网络.....	43
5.2 实验与分析.....	44
5.2.1 实验数据集.....	44
5.2.2 对比算法设置.....	44
5.2.3 改进的 SSD 算法的性能比较与评价.....	46
5.2.4 收敛性分析.....	46
5.2.5 消融实验.....	48
5.3 本章小结.....	49
第 6 章 总结与展望.....	50
6.1 工作总结.....	50
6.2 研究展望.....	50
参考文献.....	52
攻读学位期间参与项目.....	56

攻读学位期间研究成果.....	56
致谢.....	57

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

焊缝图像处理是利用计算机对图像进行分析从而达到所需目标的技术,具有真实可靠、快捷性和准确性等优点,焊缝图像处理方法适用于焊缝表面缺陷的检测与识别,主要步骤包括焊缝边缘检测^[1]、图像特征提取^[2]和缺陷识别定位^[3]等。

制造业的质量控制需求:在制造业中,焊接是一项至关重要的工艺,而焊缝的质量直接影响到产品的性能和安全。然而,焊接过程受到多种因素的影响,如工件材料、焊接参数、操作技术等,这常常导致焊缝出现各种缺陷,包括气孔、裂纹和夹渣等。因此,开发一种可靠的方法来自动识别和分类焊缝图像中的缺陷对于提高焊接质量和降低生产成本具有重要意义。

传统人工检测存在局限性:传统的焊缝缺陷检测通常依赖于人工目视检测,这种方法存在效率低和易受主观因素影响等问题。在复杂环境下,人工检测的准确性和一致性会面临巨大挑战。图 1-1 为复杂环境下的焊缝图像缺陷类别示例:

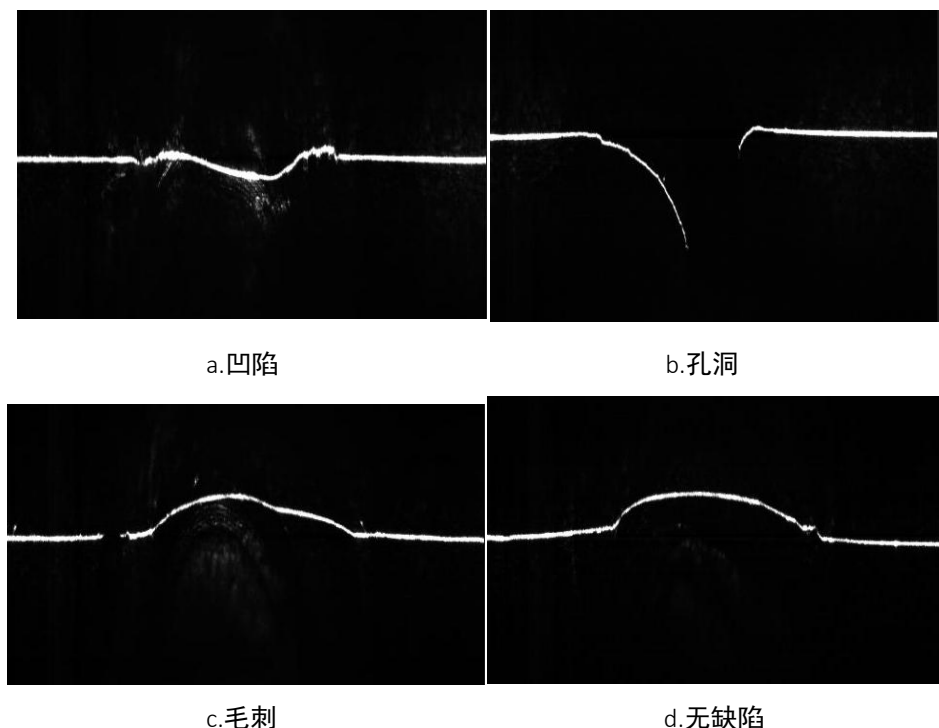


图 1-1 焊缝图像缺陷类别

Fig.1-1 Weld images in complex environments

因此,研究开发自动化的焊缝图像缺陷识别分类系统具有重要意义,可以提高检测效率和准确性。近年来,随着深度学习技术的飞速发展,尤其是卷积神经网络(CNN)^[4]等深度学习模型在图像识别领域的成功应用,为焊缝图像缺陷识别分类带来了新的机遇。深度学习模型能够通过大量数据学习而获得特征表示,并具有强大的泛化能力,因此适用于处理复杂环境下的焊缝图像。研究复杂环境下焊缝图像缺陷识别分类技术,不仅可以提高焊接质量,降低生产成本,还可以推动制造业的智能化发展。借助先进的图像处理和深度学习技术,可以实现焊缝缺陷的自动化检测和分类,从而提高生产线的智能化水平,推动制造业向智能制造的方向发展。

1.2 焊缝图像处理研究现状

1.2.1 焊缝边缘检测

边缘检测技术在图像处理中扮演着重要角色,能够精确提取图像中灰度值突变的区域,即图像的边缘信息。它的主要功能是去除图像中的噪声和无关信息,保留图像的关键结构特征,从而显著提升计算机处理图像的效率。通过边缘检测,可以有效提取焊缝图像的边缘特征,进而实现对焊缝的识别和定位。常见的边缘检测算法包括传统边缘检测算法和基于深度学习的边缘检测方法。

传统的边缘检测算子如 Sobel 算子^[5]、Roberts 算子^[6]、Laplace 算子^[7]、Canny 算子^[8]等等,这些经典算法计算简单、易于实现,并具有较好的实时性。然而,它们检测出的边缘连续性较差、定位精度不高,且对噪声较为敏感。Agaian 等^[9]为了应对由于照明不良造成的图像中的区域边界模糊现象,提出了一种基于类型模糊集的概念的算法来处理这种不确定性,并且结果表明与传统的 Sobel 边缘检测算法相比,这种改进算法在不同类型的图像上更准确。Gunawan 等^[10]提出了一种改进的边缘检测算法,用于检测道路中的裂缝。实验结果显示,在 Canny 算法中使用阈值函数能够检测到更准确的道路损伤长度,而改进的 Canny 边缘检测算法则能够准确检测刀片的真实边缘,并具备很强的自适应性。

1.2.2 焊缝图像特征提取

通过对焊缝表面图像所表达的特征分析,不同质量的焊缝呈现出不同的纹理特征。具有缺陷的焊缝表面纹理变得杂乱且不规则,而正常焊缝表面纹理则较为均匀。这种差异为评判焊接效果提供了良好的检测依据。

传统的特征提取算法如 SIFT 算法、SURF 算法、ORB 算法等等, SIFT 特征提取^[11]是基于物体上的局部外观兴趣点,与影像的大小和旋转无关。它具有很高的光线、噪声和微视角改变的容忍度。这些特性使得 SIFT 特征在大型特征数据库中能够显著地提取并且相对容易识别物体。在当前的计算机硬件速度和小型特征数据库的条件下,识别速度可以接近即时运算。由于 SIFT 特征包含丰富的信息量,因此非常适合在海量数据库中进行快速准确的匹配。刘浩宇等人^[12]提出了一种 SIFT 与 Canny 算法融合的方法。该方法使用 SIFT 算法检测候选关键点,采用 Canny 边缘检测算法去除错误的候选边缘点,从这些正确的关键点生成 SIFT 描述符,将近似最近邻快速库算法应用于高维空间中的匹配点搜索。实验结果表明,所提方法比原始 SIFT 算法准确率更高,速度更快。He G 等人^[13]利用图像梯度优化 SURF 特征点并且使用双向搜索获得精确匹配点,提高了光照鲁棒性与匹配精度。然而,由于 SURF 特征检测方法的速度较慢,因而应用到焊缝特征检测时需要改进 SURF 算法,以便更快的对焊缝特征进行提取和检测。

1.2.3 焊缝图像缺陷识别

在完整识别焊缝的基础上,可以进一步识别焊缝上存在的气孔、凹坑等缺陷。为此,可以借助深度学习的语义分割方法。这种方法可以细化每个像素的分类,特别适用于边缘不规则缺陷的识别,因为气孔、凹坑等缺陷的边缘较为清晰,但形态各异。Buongiorno 等人^[14]提出的红外热成像在检测、表征和分析图像序列缺陷方面脱颖而出,随着最近深度学习的出现,在红外热成像中,由于暴露于不一致和不平衡的热源,缺陷分类成为一项繁琐的任务。有鉴于此,作者设计了一种全自动系统,能够根据在线模式下的电阻特性检测有缺陷的焊缝,以便构建用于焊缝缺陷检测的工业诊断框架。Liu 等人^[15]提出了一种基于 VGG16 的全卷积结构对焊缝缺陷图像进行分类,以相对较小的数据集而实现了高精度的深度学习方法。选择一个包含 3000 张图像的数据集来测试网络的生成能力,与其他方法相比,该数据集容量足够大,对图像分类效果较好。Karaci^[16]使用预先训练的 VGG19

深度 CNN 架构和 YOLOv3 检测方法，通过 VGG19 对 X 射线图像进行分类。级联模型是用 YOLOv3 算法检测到的 X 射线图像馈送的原始模型，而后根据召回率、特异性、精度、F1 分数、混淆矩阵和分析性能指标，通过五重交叉验证评估模型性能还证明 VGG19 在图像分类方面的良好效果。李岩等人^[17]研究了一种基于航空发动机的孔探图像的损伤识别方法。通过预处理降噪和利用 BP 神经网络机械能损伤分离，利用计算知识库与样本相似度大小的方法，对发动机的孔探损伤进行了测试。

1.3 研究内容和创新点

现代工业中，焊接质量检测至关重要。焊缝质量检测技术，以图像处理为关键技术，因其高精度和低成本的优点，已成为必不可少的需求。在工业生产中，焊缝图像数据通过工业摄像机传输，需要精准地定位焊缝区域。因此，在焊缝表面缺陷识别系统中，既需要保持高识别精度，又需要选择具有良好实时性的方法。通过基于改进的 Canny 算法^[18]提高图像对比度并检测边缘；接着通过基于点线特征结合的焊缝图像特征检测算法，将 SIFT 算法与 KAZE 算法融合，提取的点特征与改进的 Canny 算法提取的线特征相结合，提取到点线结合的特征，接着带入 SVM 和 DBO-SVM 算法^[19]中获得焊缝缺陷分类的结果；更进一步，基于深度学习的方法^[20]，对焊瘤、气孔、凹坑等图像类型进行训练并分类识别。具体研究路线如图 1-2 所示。

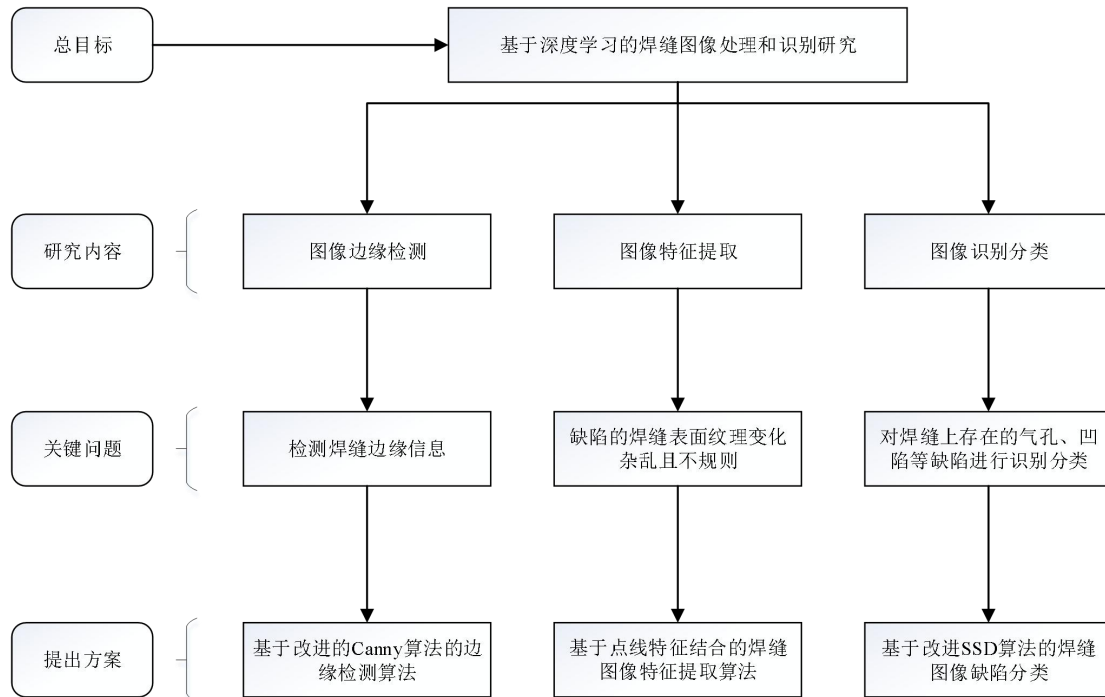


图 1-2 研究内容框架图

Fig.1-2 Research content framework diagram

1.4 本文章节安排

本文分为六个章节，其中第 3 至第 5 章为论文主体，每个章节的安排如下：

第 1 章是绪论，主要介绍了焊缝图像处理的研究背景与意义；介绍了当前焊缝图像处理的主要应用领域，对焊缝图像处理的流程进行一定的介绍，并分析每一步中不同经典算法的优缺点，分析了当前复杂环境下焊缝图像处理的难点，最后介绍了本文的工作研究重点和组织架构。

第 2 章为焊缝图像处理相关理论及技术，本章主要介绍了焊缝图像边缘检测，焊缝图像特征提取以及焊缝图像缺陷分类识别相关的理论基础，重点介绍了 Canny 算法，SIFT 算法以及卷积神经网络，为后续分别在此基础上进行改进铺垫。

第 3 章提出了一种基于改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测，本章节主要介绍了改进的 Canny 算法的设计思想、优化及求解过程，在 Canny 算法中将高斯滤波替换成中值滤波，更好地保留焊缝图像细节，且对于多种类型的噪声，都有比较好的去除效果；再将非极大值抑制由传统的 8 邻域提升至 32 邻域，可以

在一定程度上增加算法的准确度和鲁棒性,使得非极大值抑制能够更好地适应不同复杂环境下的焊缝图像,并设计了充分的实验证明提出的方法确实有显著效果。

第 4 章提出了一种基于点线特征结合的焊缝图像特征提取,本章主要介绍了将点特征与线特征结合,以提高图像处理和分析的性能。通过将点特征提取算法与线特征检测技术结合,我们能够更全面地捕捉图像中的几何信息和局部结构,从而实现对复杂场景的更精确的描述和识别。

第 5 章提出了基于改进的 SSD 算法焊缝图像缺陷识别,本章主要对于 SSD 算法进行改进,首先介绍了传统的 SSD 算法,接着将 SSD 中的主干网络 VGG16 替换为 VGG19 网络。通过一系列实验说明了所提方法的有效性,且所提网络具有较高的鲁棒性。

第 6 章是本文的总结与展望。本章对全文的研究内容和主要工作进行了概括,详细阐述了复杂环境下对于焊缝图像处理的一系列流程,即边缘检测,特征提取,缺陷识别分类,并详细说明了对于每一个步骤的相关改进。此外,本章还分析了焊缝图像处理方面有待提高的内容,并对未来的研究方向进行了展望。

第 2 章 焊缝图像处理相关基础与预备知识介绍

本章旨在介绍焊缝图像处理的相关基础理论和关键技术，以便读者理解后续章节的内容。

2.1 焊缝图像边缘检测

边缘检测是计算机视觉和图像处理中的重要任务，其基本思想是通过识别图像中灰度值变化较大的地方，找到物体之间的边缘或轮廓。常见的边缘检测方法包括 Sobel 算子，Laplacian 算子，Prewitt 算子^[21]和 Canny 边缘检测算法等。Sobel 算子是一种基于差分的边缘检测算子，它通过计算图像灰度值在水平和垂直方向的梯度来找到边缘。Sobel 算子通常用于检测边缘的强度和方向；Laplacian 算子用于计算图像中每个像素点的二阶导数，从而找到图像中的边缘。它对噪声敏感，常常与高斯滤波结合使用；类似于 Sobel 算子，Prewitt 算子也是一种基于差分的边缘检测算子，用于寻找图像中的水平和垂直边缘；Canny 边缘检测是一种多阶段的算法，包括高斯滤波、计算梯度、非极大值抑制和边缘跟踪等步骤。它能够有效地抑制噪声并找到图像中的细微边缘。基本的边缘检测思想是在图像中寻找像素数值变化明显的地方，这些变化通常表示物体之间的界限。这些算法通常通过卷积操作或梯度计算来实现。选择哪种方法取决于应用场景、图像特性和计算要求。

2.1.1 Sobel 算子

Sobel 算子中有横纵两组矩阵，和图像进行卷积，可以得到横纵的近似亮度差分值，若以 A 为原始图。 G_x 及 G_y 为横纵边缘图像灰度值，其灰度值为：

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A \quad (2.1)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \quad (2.2)$$

其中，每一个像素的灰度值可以计算为：

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2.3)$$

Sobel 算子用于边缘检测，通过计算当前像素点的邻接点的灰度加权差来检测边缘，对平滑噪声的作用使得提供的边缘信息更精确。它是一种常用的边缘检测方法，根据边缘处的极值来定位边缘。

2.1.2 Laplacian 算子

拉普拉斯算子可以用来检测图像中的边缘。在图像中，像素数值的变化通常是不均匀的，而在边缘处，像素数值的变化通常是最大的。在边缘处，拉普拉斯算子的结果通常是最大的。这使得拉普拉斯算子成为检测图像边缘的有效工具。拉普拉斯算子的定义如下：

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (2.4)$$

其中， ∇^2 表示拉普拉斯算子， $f(x, y)$ 表示图像的灰度值函数。

如果邻域系统是 4 邻域，拉普拉斯算子的模板为：

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

如果邻域系统是 8 邻域，拉普拉斯算子的模板为：

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

2.1.3 Prewitt 算子

Prewitt 算子也是一种常用的边缘检测方法，采用像素点上下、左右相邻点的灰度差来检测边缘。与 Sobel 算子类似，Prewitt 算子同样可以在边缘处达到极值，从而有效检测边缘，并且具有平滑噪声的效果。其原理是利用两个方向模板与图像进行邻域卷积，其中一个模板用于检测水平边缘，另一个用于检测垂直边缘：

$$G_x = |f(i-1, j-1) + f(i-1, j) + f(i-1, j+1) - f(i+1, j-1) - f(i+1, j) - f(i+1, j+1)| \quad (2.5)$$

$$G_y = |f(i-1, j+1) + f(i, j+1) + f(i+1, j+1) - f(i-1, j-1) - f(i, j-1) - f(i+1, j-1)| \quad (2.6)$$

对于输出的图像 G，可以根据式 2.7 得到：

$$G = G_x + G_y \quad (2.7)$$

其中，灰度值大于或者等于阈值的像素点就被认定为边缘点。

2.1.4 Canny 算子

Canny 边缘检测是一种广泛用于计算机视觉领域的经典方法之一，主要用于检测图像中的边缘。它由 John F. Canny 在 1986 年提出^[22]，是一种多阶段的算法。

为了降低输入图像中噪声的影响，首先对输入图像进行高斯滤波处理^[23]，以平滑图像，高斯滤波器的参数可以根据具体应用进行调整。然后，在平滑后的图像中计算图像的梯度，旨在发现图像中的梯度变化，从而找到潜在的边缘；对图像中的梯度幅值进行非极大值抑制，保留局部梯度最大的像素，抑制非边缘像素。对不同尺度范围内像素强度变化量采用梯度幅值作为衡量指标，通过选取合适大小窗口来确定最佳分割阈值。根据设定的高低阈值，将图像中的像素分为强边缘、弱边缘和非边缘三类，强边缘像素通常对应于真正的边缘，而弱边缘像素可能为噪声或是弱边缘，非边缘像素则被排除。最后一步是通过连接强边缘像素，形成最终得到的边缘，这一步通过检查弱边缘像素是否与强边缘像素相邻来实现，如果与强边缘像素相邻，则将其视为边缘的一部分，否则将其丢弃。其具体流程图如图 2-1 所示：



图 2-1 传统 Canny 算法流程图

Fig.2-1 Flowchart of the traditional Canny algorithm

Canny 算子的特点包括对噪声的鲁棒性、精确的边缘定位以及对边缘连接的有效处理。其在许多计算机视觉任务中被广泛应用，如物体检测、图像配准等。

2.2 焊缝图像特征提取

焊缝图像特征是局部区域具有独特信息或结构的描述，可用于描述图像内容，从而提高计算机对焊缝图像的理解和处理能力。

焊缝图像特征提取的目标是将高维空间中的图像映射到更低维的特征空间，以简化数据并减少计算负担，同时增强不同类别之间的可区分性。这种转换将图像信息转化为易于处理和理解的形式，为后续任务提供更有价值的输入。

焊缝图像特征提取包括几个步骤：首先进行图像预处理，包括灰度化、归一化和去噪，以提高特征提取的稳定性和效果。然后进行特征检测，寻找图像中的关键点、边缘或斑点。接着对检测到的特征进行描述，通常通过提取局部区域的统计信息或使用描述子来表示。最后进行特征选择，选取最具代表性和区分性的特征，去除冗余信息。常用的焊缝图像特征提取方法包括 SIFT 算法^[24]、SURF 算法^[25]和 ORB 算法^[26]等。

2.2.1 SIFT 算法

SIFT 算法是一种经典的特征提取算法，该算法在 1999 年由 David G.Lowe 教授提出，且在 2004 年加以改进，在各领域起到了十分广泛地应用。SIFT 算法具有稳定性高，速度快，鲁棒性高等特点。其可以按如下方式进行计算：

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2.8)$$

其中，* 表示卷积计算。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-m/2)^2 + (y-n/2)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.9)$$

其中，m、n 为维度，(x, y) 为像素点的位置，σ 为尺度空间因子。

子像素插值是用已知的离散空间的点，经过插值后得到连续极值点，接着对尺度空间 DOG 函数进行曲线拟合，来提高提取到的关键点的准确性。其泰勒展开式为：

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (2.10)$$

其中， $X(x, y, \sigma)^T$ 为相对插值中心的偏移量，极值点的偏移量为：

$$\hat{X} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2} \frac{\partial D}{\partial X} \quad (2.11)$$

经过 DOG 金字塔后，检测出关键点，接着采集其所在高斯金字塔图像邻域窗口内的像素的方向和梯度分布特征。

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (2.12)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right] \quad (2.13)$$

其中， L 为关键点所在的尺度空间值， $m(x, y)$ 为梯度幅值， $\theta(x, y)$ 为梯度方向。

完成关键点的梯度计算后，采用直方图统计邻域内像素的梯度和方向。SIFT 描述子是将关键点周围图像区域分块，并计算每个块内梯度直方图的结果。这一过程生成了具有独特性的向量，用于抽象该区域图像信息，从而形成唯一的描述子。

2.2.2 SURF 算法

SURF 算法在 SIFT 算法的基础上进行了改进，采用更高效的方式完成特征的提取和描述。其优势在于特征的稳定性，对旋转、尺度变换和亮度保持不变性，同时对视角变换和噪声也具有一定程度的稳定性。其主要定义如下：

构建 Hessian 矩阵：

$$H(f(x, y)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Hessian 矩阵判别式为：

$$\det(H) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 \quad (2.15)$$

在 SURF 算法中，函数值 $f(x, y)$ 由图像像素代替，滤波器采用二阶的标准高斯函数，用特定核间的卷积计算二阶偏导数，可以计算出 H 矩阵：

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

高斯标准差一般用来表示图像的尺度大小，尺度空间为图像在不同的解析度下的表示。

建立尺度空间后，需要进行关键点定位，每个像素点与其 3 维邻域内的 26 个像素点进行比较，如图 2-2 所示：

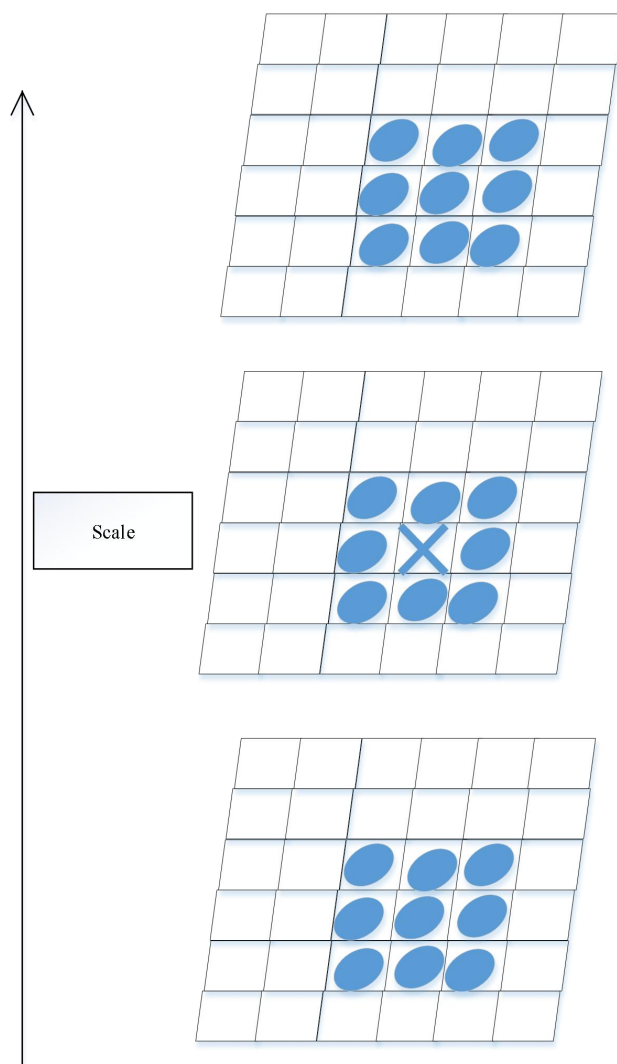


图 2-2 关键点定位示意图

Fig.2-2 Schematic diagram of key point positioning

2.2.3 ORB 算法

ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法是一种用于图像特征点检测和描述的计算机视觉算法。它结合了 FAST (Features from Accelerated Segment Test) 关键点检测、BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Features)描述子以及旋转不变性。

首先, ORB 通过 FAST 算法检测图像中的关键点, 该算法通过高效的像素比较快速定位角点。然后, 为每个关键点计算其方向, 使得描述子具有旋转不变性。接下来, 采用 BRIEF 描述子生成一系列二进制码, 用于表征关键点周围的图像信息。这二进制码在匹配时具有高效的计算性能。

为提高匹配的鲁棒性, ORB 引入了基于 Harris 顶点的响应的 FAST 算法, 以便在边缘和角落处检测到更加显著的特征点。此外, ORB 还实现了尺度不变性, 通过构建图像金字塔来处理不同尺度下的特征点。

总体而言, ORB 算法在图像特征点检测和描述方面具有高效性和鲁棒性, 使其在实时应用和移动机器人领域得到广泛应用。

2.2.4 KAZE 特征提取

KAZE (K-local Adaptive Zero-crossing Extractions) 算法是一种用于图像特征提取的算法, 它在不同尺度下检测零交叉点, 并通过自适应的方式选择局部区域。与传统的顶点检测算法相比, KAZE 能够在不同尺度和方向上鲁棒地检测特征点。

KAZE 通过非线性尺度空间构建来适应图像的局部结构, 从而更好地处理图像中的纹理和边缘。它还使用了一种自适应权重的方案, 以便在不同尺度下更好地捕获图像特征。

尺度参数按如下公式计算:

$$\sigma(o, s) = \sigma_0 2^{o + \frac{s}{S}}, o \in [0, \dots, O-1], s \in [0, \dots, S+2] \quad (2.17)$$

其中 σ 为尺度参数, O 为组数, S 为组内层数。

在构建高斯金字塔时, 组内每层的尺度参数按如下公式计算:

$$\sigma(s) = \sqrt{(k^2 \sigma_0)^2 - (k^{s-1} \sigma_0)^2} \quad (2.18)$$

$$k = 2^{\frac{1}{S}} \quad (2.19)$$

2.3 焊缝图像缺陷识别

焊缝图像缺陷识别^[27]是指利用计算机视觉和机器学习技术对焊接过程中产生的图像进行分析和识别，以检测出可能存在的缺陷或异常。这项技术在制造业中具有重要的应用，可以帮助提高焊接质量和生产效率，减少人工检测的需求。

焊缝图像缺陷识别的主要流程是首先需要采集大量的焊缝图像数据，包括正常焊接和已知缺陷的样本；对采集到的图像预处理包括去噪、灰度化和边缘检测等操作，以减少图像中的干扰并突出关键特征；对预处理后的图像进行特征提取，接着使用机器学习或者深度学习算法，如支持向量机(SVM)^[28]、卷积神经网络(CNN)^[29]等，对提取的特征进行训练，建立缺陷识别模型。

2.3.1 支持向量机(SVM)

在分类任务中给定输入数据和学习目标： $X = \{X_1, \dots, X_N\}$, $y = \{y_1, \dots, y_N\}$ ，其中输入数据的每个样本都包含多个特征并由此构成特征空间： $X_i = [x_1, \dots, x_n] \in x$ ，若输入数据所在的特征空间存在作为决策边界的超平面将学习目标按正负将其分开，并使任意样本的点到平面距离大于等于 1：

$$\omega^T X + b = 0 \quad (2.20)$$

$$y_i(\omega^T X + b) \geq 1 \quad (2.21)$$

其中参数 ω ， b 分别为超平面的法向量和截距。

在一个分类问题不具有线性可分性^[30]时，使用超平面作为决策边界会带来分类损失，即部分支持向量不再位于间隔边界上，而是进入了间隔边界内部，或者落入决策边界的错误一侧。损失函数可以对分类损失进行量化，其按数学意义可以得到的形式是 0-1 损失函数：

$$L(p) = \begin{cases} 0, & p < 0 \\ 1, & p \geq 0 \end{cases} \quad (2.22)$$

0-1 损失函数不是连续函数，不利于优化问题的求解，因此通常的选择是构造代理损失。

$$L(p) = \max(0, 1 - p) \quad (2.23)$$

经研究表面,当代理损失是连续凸函数,并在任意取值下是 0-1 损失函数的上界,则求解代理损失最小化,所得结果也是 0-1 损失最小化的解。

2.3.2 卷积神经网络(CNN)

卷积神经网络^[31-35]是一种深度学习模型,广泛应用于图像识别、计算机视觉和自然语言处理等领域。卷积层是卷积神经网络的核心组件之一,卷积层通过应用一系列滤波器(也称为卷积核)对输入图像进行卷积操作,从而提取出不同特质的信息;池化层:用于降低卷积层输出的维度,常见的池化操作包括最大池化和平均池化,它们分别选取输入区域的最大值或者平均值作为输出;激活函数在卷积层之后应用,以引入非线性特征,常用的激活函数包括 ReLU 函数^[36]和 Sigmoid 函数^[37];全连接层通常位于网络的顶部,负责将卷积层和池化层的输出转换为最终的分类或回归结果。

混合池化可以表示为均值池化和极大池化的线性组合:

$$A'_k = \lambda L_1(A'_k) + L_\infty(A'_k), \lambda \in [0,1] \quad (2.24)$$

卷积神经网络中的 BP 分为三部分,即全连接层与卷积核的反向传播和池化层的反向通路。全连接层的 BP 计算与传统的前馈神经网络相同,卷积层的反向传播是一个与前向传播类似的交叉相关计算:

$$\left(\frac{\partial E}{\partial A}\right)_{i,j}^l = \sum_{k=1}^{K_l} \sum_{x=1}^f \sum_{y=1}^f \left[\omega_k^{l+1}(x,y) \left(\frac{\partial E}{\partial A}\right)_{s_0 i+x, s_0 j+y, k}^{l+1} \right] f'(A_{i,j}^l) \quad (2.25)$$

$$\omega^l = \omega^{l+1} - \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial A}\right)_k = \omega^{l+1} - \alpha \left[A^{l+1} \left(\frac{\partial E}{\partial A}\right)_k^{l+1} \right] \quad (2.26)$$

其中, E 为代价函数计算的误差, f' 为激励函数的导数, α 是学习速率。

卷积层是卷积神经网络的核心组成部分,它通过对输入图像进行滤波操作来提取特征。卷积操作在图像中移动一个卷积核,并计算图像与卷积核的元素乘积之和,然后将结果映射到输出特征图中。

池化层:用于减少特征图的空间维度,从而降低模型的计算复杂度,并且使模型对于位置的变化的鲁棒性更高,常见的池化操作包括最大池化和平均池化。如图 2-3 所示:

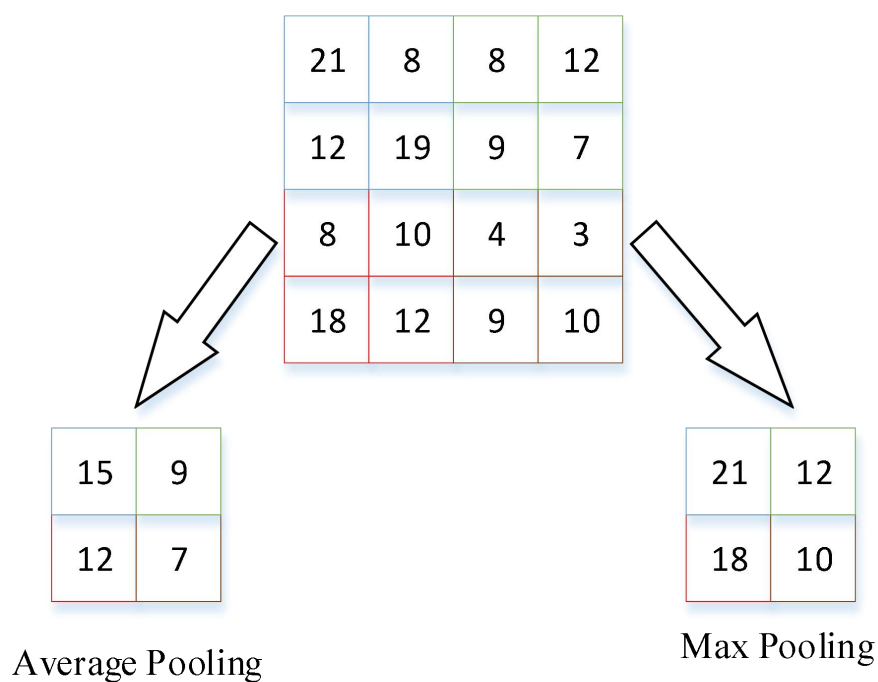


图 2-3 平均和最大池化计算示例

Fig.2-3 Examples of average and maximum pooling calculations

全连接层位于 CNN 中的最后几层，它将之前的卷积和池化层提取的特征转换为对不同类别的概率分布。全连接层中的每个神经元与上一层中的所有神经元相连，通过学习权重来学习输入和输出之间的复杂关系。其中每个矩阵乘法之后是非线性激活函数：

$$g(Wx + b) = y \quad (2.27)$$

其中 x 是输入向量， W 是权重矩阵， b 是偏差向量， g 是选择的激活函数。最后，通过分类函数如 Softmax，输出具有最高概率的类别。

第3章 基于改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测

通常焊缝图像往往伴随着周围的复杂环境，比如光照强度低，噪声多从而导致更多的假边缘干扰真实边缘，边缘难以分辨等，由于焊缝图像受到外界环境干扰，存在大量噪音，这对焊缝图像的边缘检测工作十分不利。

为了获得焊缝图像边缘的检测结果，人们采用了许多方法，盘莉莉等^[38]使用 Roberts 算子识别焊缝区工件间隙，该算法执行效率高，时间成本低，但是对噪声十分敏感，不适用于复杂环境下。Roberts 算子对垂直边缘的检测效果优于斜向边缘，定位精度高但是对噪声敏感，无法抑制噪声的影响，提取到的边缘比较粗。蒋华军等^[39]采用 Sobel 算子对复杂环境下的焊缝进行边缘检测和区域标记，并在标记位置对原始焊缝图像横轴与纵轴方向的灰度梯度进行分析，以增强边缘的识别能力，但 Sobel 算子只关注像素数值的梯度信息，而不是像素数值本身，所以对灰度的变化不敏感，易造成漏检或误检。白东阳等^[40]使用 Canny 算子检测焊缝边缘，虽然可以得到较为准确的焊缝信息，但在复杂环境下不仅易使高频边缘被平滑掉，从而造成边缘丢失，而且难以克服幅值较高的噪声的影响。尽管有些文献认为传统的 Canny 算子是最优算子，但在复杂环境下，不仅易导致图像中的高频边缘信息被模糊掉，从而无法正确地进行边缘检测，而且难以克服幅值较高的噪声的影响。这种情况会降低图像处理和检测技术^[41]的准确性和可靠性，特别是针对焊缝图像边缘检测这类高精度的任务，这种边缘丢失的问题会显得更加突出。

近年以来，深度学习在图像处理领域起到了越来越重要的作用。叶应辉等^[42]利用 Softmax 分类器结构，对提取到的图像信息进行卷积和池化处理，接着基于 CV 算法进行图像识别，从而获得较为清晰的边缘图像，但是由于深度网络计算量较大，以及分割任务通常需要对整个图像进行像素等级的预测，需要投入较大计算资源和时间成本；徐威等^[43]在 U-Net 的基础上，提出了多层感知注意力的图像分割方法，改善了提取到的图像模糊和伪边缘等问题，但数据集单一且缺乏代表性，导致整体实验缺乏普遍性，无法很好地适应其他复杂环境下的图像。

本节以传统的 Canny 算法为基础，做出的改进有以下三点：

1. 在图像预处理阶段采用相机响应模型、自适应 Sigmoid 传递函数和同态滤波增强相结合,生成伪多重曝光图序列,对所获得的伪多重曝光图序列进行高斯加权融合。

2. 在 Canny 算法中将中值滤波替换高斯滤波^[44],能够更好地保留焊缝图像细节,且对于多种类型地噪声,都有比较好的去除效果。

3. 将非极大值抑制进行改进,由传统的 8 邻域提升至 32 邻域,可以在一定程度上增加算法的准确度和鲁棒性,使得非极大值抑制能够更好地适应不同复杂环境下的焊缝图像。

总之,增加邻域数量可以使得算法更加容易确定像素间的细线型边缘,从而降低对焊缝边缘的误判率,最终得到一种面向复杂环境的改进 Canny 算法^[45]的焊缝图像边缘检测方法。

下面将详细介绍改进的 Canny 算法的详细内容:

3.1 改进的焊缝图像边缘检测算法

由于本章节研究主要针对于复杂环境下的焊缝图像,故首先需要对焊缝图像进行图像预处理^[46],通过对各种不同算法的深入研究和分析比较,本章节提出了一种基于高斯融合策略(GFS)的增强算法,该算法结合多种图像增强算法来平衡获得的伪,多曝光图,保留每个图像之间的详细信息,最终获得信息丰富、质量完整的图像。

传统的 Canny 算法在实现边缘检测过程中,主要包括 4 个步骤:高斯滤波,计算梯度幅值和方向,抑制局部像素数值的非极大梯度点,双阈值方法搜索边界起点和跟踪并连接边缘。但在复杂环境下传统的 Canny 算法检测到的效果往往不是很好。因此本章节提出一种面向复杂环境的新型焊缝图像边缘检测方法,对焊缝图像进行中值滤波算法保留图像的边缘信息,平滑区域内的细节,接着基于梯度方向和局部均值偏差的改进的非极大值抑制方法,结合双阈值法检测和连接边缘。具体流程如图 3-1 所示:

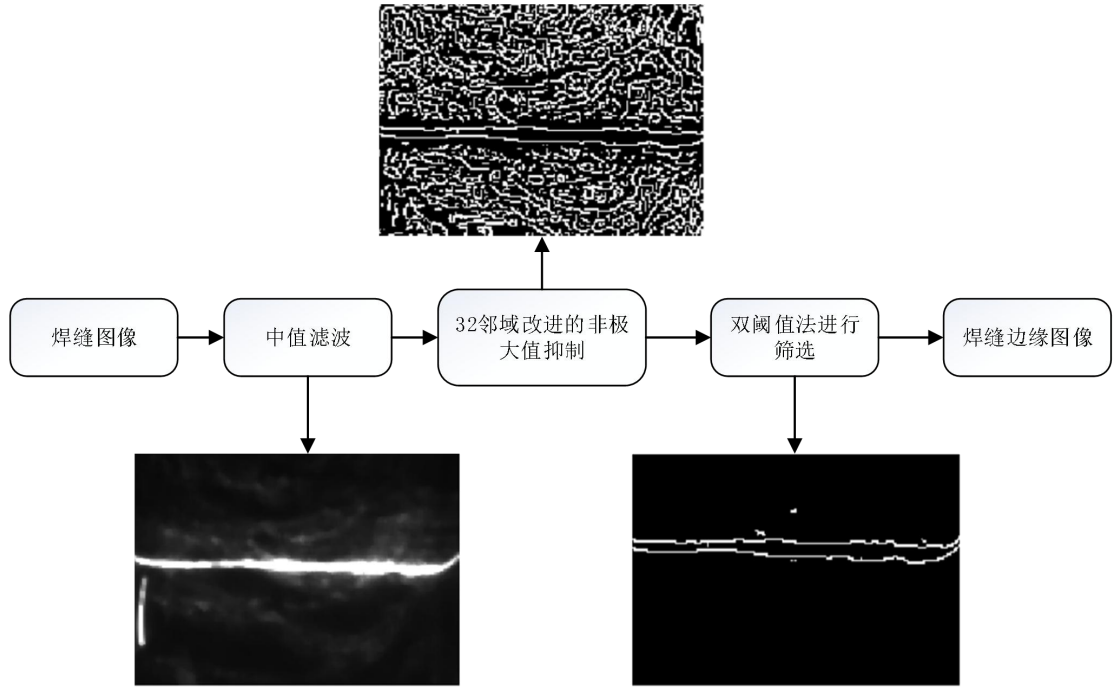


图 3-1 改进的焊缝图像边缘检测算法

Fig.3-1 Improved weld image edge detection algorithm

3.1.1 中值滤波

中值滤波^[47]是一种广泛应用的图像处理滤波方法,它能够去除图像中的噪声和细小的不连续性。该方法通过将每个像素点的灰度值替换为该像素点周围邻域中的中值,来实现对图像的滤波处理。

中值滤波的核心概念是在该点四周邻域内,取所有像素数值的中值来替换该点的初值。这样做的原因是噪声往往会导致像素数值的突变,而中值操作可以有效地消除这种突变,从而实现去除噪声的效果。中值滤波可以有效地去除脉冲噪声和椒盐噪声等离散噪声^[48],对保留焊缝图像真实的边缘信息具有一定的效果。

该方法基于统计排序理论^[49],可以通过将像素点的邻域像素数值按照大小进行排序,然后取排序后的中值作为该像素点的新值,接着重复上述步骤,对焊缝图像中的每一个像素点进行处理二维中值滤波的输出如公式(1)所示:

$$g(x,y) = mid \{ f(x-k, y-l), (k,l \in W) \} \quad (3.1)$$

其中 $f(x,y)$, $g(x,y)$ 分别是原始图像和滤波处理后图像, W 是二维滑动模板。

3.1.2 改进的非极大值抑制

焊缝图像周围往往有许多噪声，利用非极大值抑制能够消除部分非边缘点，8 邻域内比较易造成边缘点被噪声抑制，从而导致误判。针对此问题，文献[50]对 8 邻域扩张至 16 邻域，针对此问题，提出一种基于多尺度分析的图像边缘检测算法，对不同尺度范围内像素强度变化量采用梯度幅值作为衡量指标，通过选取合适大小窗口来确定最佳分割阈值。在此基础上，我们进行了改进，将 16 邻域继续扩张至 32 邻域，且同时满足：

$$P(x, y) > M(x+i, y+j) + D(x+i, y+j) \quad (3.2)$$

$$P(x, y) > M(x-i, y-j) + D(x-i, y-j) \quad (3.3)$$

$$M(x, y) = \frac{1}{5^2} \sum_{x-\frac{5}{4}}^{x+\frac{5}{4}} \sum_{y-\frac{5}{4}}^{y+\frac{5}{4}} P(x, y) \quad (3.4)$$

$$D(x, y) = \frac{1}{5^2} \sum_{x-\frac{5}{4}}^{x+\frac{5}{4}} \sum_{y-\frac{5}{4}}^{y+\frac{5}{4}} |M(x, y) - P(x, y)| \quad (3.5)$$

其中， M 为邻域局部均值， $M(x, y)$ 为将当前像素 (x, y) 周围一定范围内的所有像素数值求平均数，将这个平均值作为当前像素点的新灰度值， D 为局部相邻区域的偏差值的均值，用于确定像素是否为极大值点。

	11	12	13	14	15	0	1	2	3	
	10								4	
	9								5	
	8								6	
	7				P				7	
	6								8	
	5								9	
	4								10	
	3	2	1	0	15	14	13	12	11	

图 3-2 梯度方向对应(5×5)邻域

Fig.3-2 Gradient direction (5×5) neighborhood

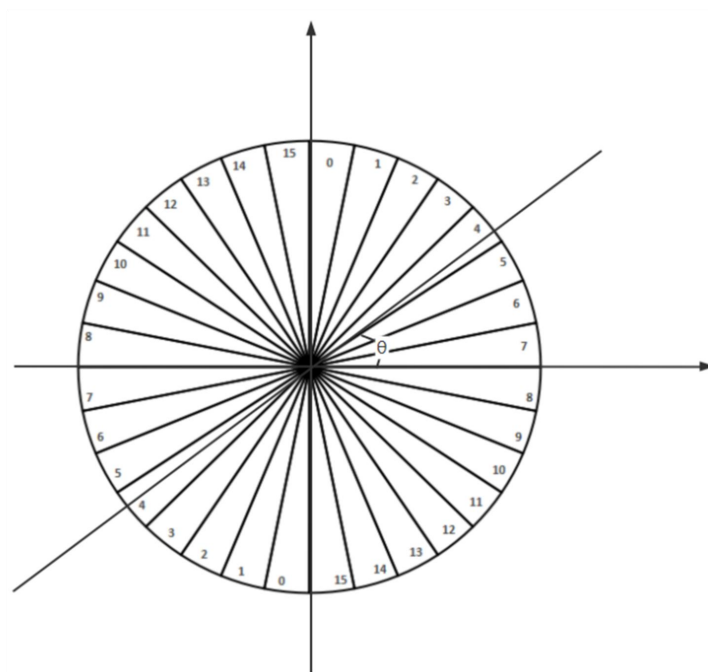


图 3-3 梯度方向 θ 对应邻域中心点编号

Fig.3-3 Numbers of the center point in the neighborhood on gradient direction θ

本章提出的改进的非极大值抑制如图 3-2 和图 3-3 所示，在对图像进行梯度求取之后，在梯度方向进行运算，以中心点的梯度方向做一条斜线，通过比较斜线与周围梯度值的交点和中心点的梯度值，来判断是否为最大值。我们将当前位置的梯度值与梯度方向上两侧的梯度值进行比较，以搜索局部极大值，并抑制非极大值元素。

3.1.3 双阈值法

Canny 算法中的双阈值法是一种非常常用的边缘检测方法，其基本思想是将检测到的边缘像素点可以分为强边缘和弱边缘两类，并根据不同的阈值进行进一步的筛选和处理。

具体来讲，将原始图像经过高斯滤波等预处理之后，计算其梯度幅值与方向，然后利用一个滞后阈值的机制对其进行非极大值抑制。接着，使用两个不同的阈值对采样点处的梯度幅值进行判断：若其超过高阈值，则标记为强边缘；若在高低阈值之间，则标记为弱边缘；否则则被视为背景噪声而被舍弃。最后，可以通过一些后处理方法如连接分析、边缘消除等手段，来进一步完善和优化检测结果。双阈值法的使用可以有效地减少误检率以及漏检率，从而获得更加精确和清晰的边缘信息。

3.2 实验与分析

实验算法在 MatlabR2021b 平台上进行验证，实验环境为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H 2.40GHz 8G 内存。

3.2.1 实验数据集

本实验数据来源为 RGB 钢板焊缝缺陷识别任务和分类任务数据集 (JPEGWD)，为了验证本算法针对焊缝图像边缘检测中的改进，对这些焊缝图像首先采用传统 Canny 算法即高斯滤波+8 邻域的非极大值抑制，接着分别采用局部边缘保持滤波(LEP)、非负矩阵分解滤波(NMF)、小波滤波以及中值滤波替换传统 Canny 算法中的高斯滤波，然后分别将非极大值抑制中的 8 邻域扩张至 16 邻域以及 32 邻域。每张焊缝图像即可得到 15 种不同的实验结果。

3.2.2 对比算法设置

我们使用高斯滤波、LEP 滤波、NMF 滤波、小波滤波这四种滤波器与中值滤波进行比较，并分别比较 8 邻域、16 邻域以及 32 邻域的非极大值抑制对焊缝图像边缘检测结果的影响。

高斯滤波:传统的 Canny 算法中使用的就是高斯滤波，将图像频域处理和时域处理相联系，适用于消除高斯噪声，广泛应用于图像处理的减噪过程。

LEP 滤波:LEP 滤波可以突出图像中的局部细节或特征，有助于提高图像质量和清晰度，且计算复杂度较低。

NMF 滤波:用于将非负矩阵分解为两个非负矩阵的乘积，通过选择合适的分解维度和损失函数，使得分解后的矩阵具有良好的数据表示性能。

小波滤波:利用一组小波基函数的特定函数来分解信号，将信号分解成不同频率，可以根据需要滤除不需要的部分。

3.2.3 改进的 Canny 算法的性能比较与评价

表 3-1 焊缝边缘检测结果示例

Table 3-1 Weld edge test results of Sample I

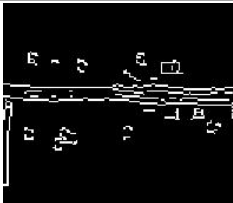
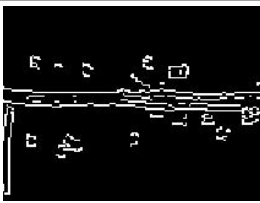
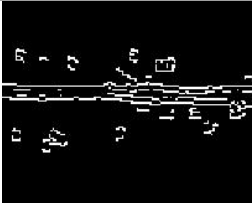
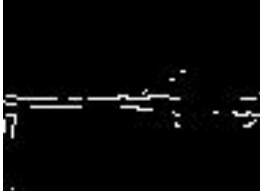
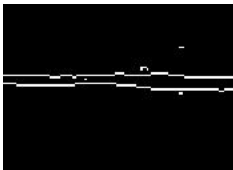
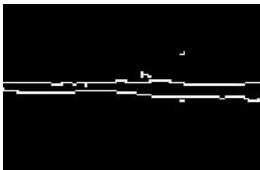
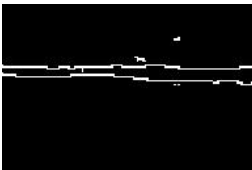
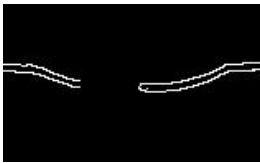
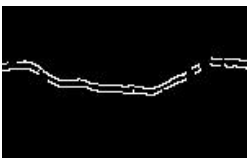
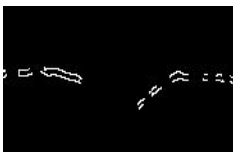
滤波器	8 邻域	16 邻域	32 邻域
高斯滤波			
LEP 滤波			
NMF 滤波			
小波滤波			
中值滤波 (无缺陷)			
中值滤波 (凹陷)			
中值滤波 (孔洞)			

表 3-1 为图 3-4 焊缝图像示例得到的边缘检测结果示例，由表 3-1 的检测结果可以看出，由于传统 Canny 算法灵敏度不够，焊缝图像往往处在复杂环境下，焊缝周围存在的噪声会对梯度计算和边缘幅值产生干扰，从而导致一些伪边缘被检测出来；受到火花、照度低等复杂的纹理或细节干扰时，局部边缘保持滤波可能无法完全区分真实边缘和纹理结果，从而产生伪边缘；非负矩阵分解滤波通过将输入的焊缝图像表示为非负权重和基向量的线性组合来提取特征，会导致边缘连接性较低的结果；小波滤波对边缘信号具有较强感应，因此在边缘附近容易出现伪边缘。

本章算法采用的中值滤波是一种非线性滤波方法，在抑制伪边缘和去除噪声方面具有良好的效果，且随着非极大值抑制中邻域数量的增加，所得到的实验结果更加清晰，边缘细节更加完整。

在 Canny 边缘检测算法中，双阈值法是一种常用的阈值选择方法，其中高阈值和低阈值分别用于确定强边缘和弱边缘的阈值。通过设置较低的低阈值，可以捕获图像中弱边缘的信息，较高的高阈值可以过滤掉大部分噪声，确保只有明显的边缘被检测到。因此本实验将双阈值设置在 0.075 到 0.475 的范围内可以提高 Canny 边缘检测算法的性能，使其能够有效地检测到图像中的边缘，并且对噪声和断裂具有一定的鲁棒性。

为使实验结果更加具有普遍性，表 3-2、表 3-3 中数据是由选取的 191 张不同的焊缝图像所得到的实验结果的平均值，由实验结果可得，在针对焊缝图像边缘检测的问题中，中值滤波相较于传统 Canny 算法中的高斯滤波以及其他一些常见的滤波器，所得到的边缘保持度以及边缘线性连接程度均有所提升，且本章算法中的 32 邻域的非极大值抑制相较于 8 邻域和 16 邻域，边缘保持度和边缘线性连接程度也均有所提升。

表 3-2 焊缝图像边缘保持度(EPI)平均值

Table 2 Comparison of image edge preservation with different algorithms			
滤波器	8 邻域	16 邻域	32 邻域
高斯滤波	0.60691	0.61641	0.61999
LEP 滤波	0.61431	0.61453	0.6217

NMF 滤波	0.59162	0.60065	0.60449
小波滤波	0.61169	0.61842	0.62138
中值滤波	0.60516	0.61827	0.62368

文献[51]介绍了一种评价图像边缘检测效果的方法，其表达式为：

$$Q = y / x \quad (3.6)$$

其中，x 为检测到的边缘像素点的数量，y 为满足单连通条件的边缘像素点的数量，而 Q 则反映了边缘线形连接的程度，Q 的数值越高则表示连接程度越高，反之则表示连接程度较差。当边缘的连通性达到较高水平时，其漏检的数量相对较少，这表明边缘连接程度的提高可以促进边缘的完整性。随着数值 Q 的增大，连接的紧密程度也随之提升，从而使得边缘提取的效果更加显著，从表 2 可以看出改进后算法的优越性。

表 3-3 焊缝图像边缘线性连接程度平均值

Table 3-3 Edge connection degree by different algorithms

滤波器	8 邻域	16 邻域	32 邻域
高斯滤波	0.86415	0.89153	0.89943
LEP 滤波	0.8264	0.82927	0.81008
NMF 滤波	0.86067	0.86216	0.88608
小波滤波	0.87031	0.88	0.86398
中值滤波	0.90948	0.95836	0.96474

由表 3-2 和表 3-3 可以看出，本章节算法的边缘保持可以使检测结果保留原始焊缝图像的 60%左右，同时边缘的连接程度相较于其他几种算法均有所提升。

本章节所提出的算法与一些常见的边缘检测算法的比较如表 3-4 所示：

表 3-4 边缘检测算法对比

Table 3-4 Comparison of edge detection algorithms

边缘检测算法	EPI	边缘连接比
Sobel	0.54782	0.89742
Laplacian	0.57663	0.88195

Prewitt	0.57827	0.88185
Canny	0.61999	0.89943
Ours	0.62368	0.96474

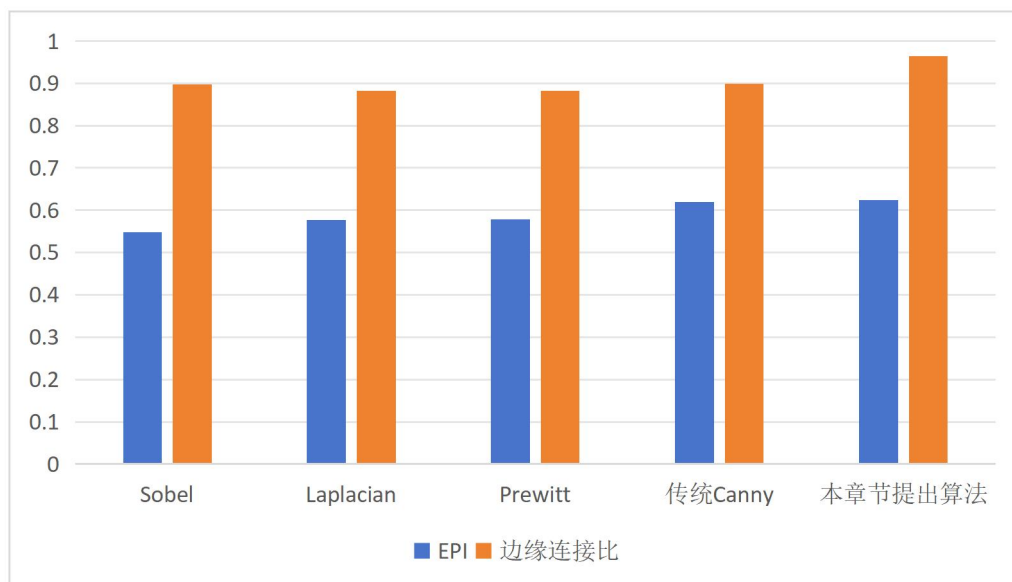


图 3-5 边缘检测算法对比

Fig.3-5 Comparison of edge detection algorithms

由表 3-4 和图 3-5 可以看出,本章节所提出的算法在焊缝图像边缘保持度(EPI)和焊缝图像边缘线性连接程度上均由于其他常见边缘检测算法。

3.3 本章小结

针对焊缝图像边缘检测过程中易受到外界复杂环境如光照条件不足等因素干扰,对传统 Canny 算法做出改进。改进算法将中值滤波替换高斯滤波,能够更好地保留焊缝图像细节,且对于多种类型地噪声,都有比较好的去除效果。然后将非极大值抑制进行改进,由传统的 8 邻域提升至 32 邻域,可以在一定程度上增加算法的准确度和鲁棒性,使得非极大值抑制能够更好地适应不同复杂环境下的焊缝图像,具体而言,增加邻域数量可以使得算法更加容易确定像素间的细线型边缘,从而降低对焊缝边缘的误判率。最终得到一种面向复杂环境的改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测方法。

实验结果表明:使用中值滤波算法有效保留焊缝图像的边缘信息,并且有效提高了对焊缝边缘信息检测的准确性。通过局部均值偏差进行非极大值抑制比传统 8 邻域内直接比较和进行插值的非极大值抑制能够更有效的保留边缘点的信

息和抑制噪声。所提出的改进的 Canny 算法通过对滤波, NMS 算法的综合优化, 可以有效地检测出焊缝图像中的边缘信息, 有良好的焊缝图像边缘检测效果。可以有效提高焊缝图像边缘检测的准确性, 进而使边缘检测结果更加可靠。

随着自动控制技术与智能制造的发展, 焊接过程中焊缝图像边缘检测也得到了越来越广泛的应用, 尤其有助于实现焊接自动化和智能化, 并为相关行业和企业带来更多商业价值和社会效益, 随之带来对焊缝图像边缘检测的准确性要求更高, 对检测环境的依赖性更低。在进一步的实验中, 设想将双阈值法改进成三阈值或更多阈值, 以便提高焊缝边缘检测鲁棒性与准确性。

第4章 基于点线特征结合的焊缝图像特征提取

传统的焊缝检测方法主要依赖于人工目测或简单的图像处理技术,这些方法存在着检测效率低、误报率高以及对复杂缺陷的识别能力不足等问题。随着计算机视觉、图像处理和机器学习等技术的不断发展,基于图像的自动化焊缝缺陷分类方法成为了焊接质量控制领域的研究热点。焊缝图像特征提取是在焊接质量检测 and 焊缝识别中至关重要的一步。

为了获得焊缝图像有效的特征提取结果,人们采用了许多方法,张帅等^[52]首先采用自适应双边滤波算法对焊缝图像进行预处理,接着通过阈值分割得到激光条纹的二值化图像,最后通过联立激光条纹中心线方程组求解得到焊缝特征点信息,该算法能够准确地提取到焊缝特征角点坐标,但是对于普遍的焊缝特征信息该算法提取到的效果不是很好。曹晋晋等^[53]提出一种改进的 Faster-RCNN 焊缝特征提取模型,用 ResNet 网络来替换原来的 VGG 网络,提高了运算效率和实验准确度,但在复杂环境下,该算法的鲁棒性较低,无法抑制噪声的影响,从而降低准确度。李奉顺等^[54]引入了一种采用 U-Net 神经网络对焊缝图像进行语义分割的方法,建立干扰背景与激光特征条纹的分割模型,最后训练网络。该算法可以在复杂环境下提取到焊缝的特征信息,但是该算法时间复杂度过高,需要花费大量时间精力与运算成本。同时,复杂环境下由于特征传递的过多,会导致内存占用较大。

本节基于点线特征结合的算法,我们旨在利用先进的图像处理技术和机器学习方法,提取到有效特征信息,为后续复杂环境下的焊缝图像中的各类缺陷进行精准分类和识别铺垫。旨在克服传统方法中存在的局限性,如对光照变化、焊接角度和焊缝尺寸变化的敏感性。

本章节以点线特征结合为基础,做出的改进有以下两点:

1. 将 SIFT 算法和 KAZE 算法有效融合,在 SIFT 算法构建的尺度空间高斯金字塔上,每一层使用 KAZE 特征检测, SIFT 算法主要通过线性尺度空间来检测特征点,容易造成边界模糊和细节丢失,而 KAZE 特征点检测算法是通过构造非线性尺度空间,并在非线性尺度空间来检测特征点,保留了更多的图像特征细节。

2. 将点特征与线特征结合，以提高图像处理和性能。通过将点特征提取算法与线特征检测技术结合，我们能够更全面地捕捉图像中的几何信息和局部结构，从而实现对复杂场景的更精确的描述和识别。该方法不仅能够有效地提高特征的区分度和鲁棒性，还能够减少因光照变化、噪声干扰等因素而引起的识别误差。我们在实验证明，将点特征与线特征相结合的方法在图像处理任务中取得了显著的性能提升，为复杂环境下的图像识别和分析提供了一种新的有效途径。

下面将详细介绍基于点线特征结合的算法的详细内容：

4.1 点线特征结合的焊缝图像特征提取算法

本节研究将第三章中提出的改进的 Canny 算法与 SIFT 和 KAZE 算法融合后的特征点检测算法相结合，SIFT 和 KAZE 算法融合后的特征点检测算法对于图像中的局部纹理信息具有较强的感知能力。SIFT 和 KAZE 算法在特征提取方面有各自的优势。基于不同的特征提取原理，通过融合两者，可以更全面地捕获图像中的特征信息，提高特征的丰富程度。无论是在光照变化、视角变化还是部分遮挡的情况下，都能够提取出更准确和可靠的特征。

通过与改进的 Canny 算法结合，可以提供更全面的形状和纹理信息，使得特征更加具有区分度，有助于更准确地进行图像分类、匹配等任务。具体实验流程如图 4-1 所示

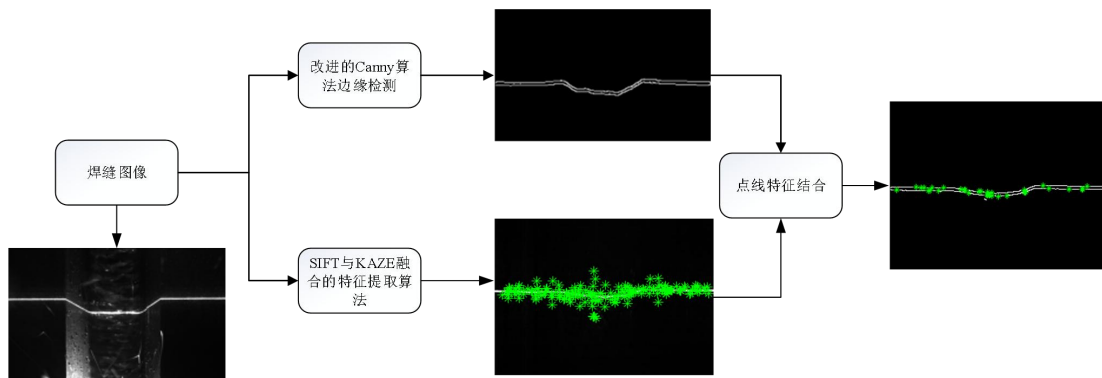


图 4-1 面向复杂环境的焊缝图像特征提取方法

Fig.4-1 A feature extraction method for weld image in complex environment

SIFT（尺度不变特征变换）算法和 KAZE（Accelerated Adaptive KAZE）算法都是常用于特征点检测和描述的经典算法。

将 SIFT 和 KAZE 进行融合可以提高特征点检测的性能。本章节采用的融合策略是在构建高斯金字塔的每一层上，使用 KAZE 算法来检测特征点，采用非极大值抑制的方法在特征点的局部邻域内寻找局部极大值，来确定特征点的主要方向：

$$H_i(x, y) = (L_{xx}(x, y), L_{xy}(x, y), L_{yx}(x, y), L_{yy}(x, y)) \quad (4.1)$$

其中， i 表示高斯金字塔的第 i 层， (x, y) 表示第 i 层上像素点位置。

接着采用了一个二进制描述符对其特征进行描述和匹配，然后对这些特征点进行筛选和合并：

$$D = [b_1, b_2, \dots, b_N] \quad (4.2)$$

其中， N 为局部特征数量， D 为二进制描述符， b_N 为二进制位。接着对上一层图像进行高斯模糊：

$$L(x, y; \partial) = G(x, y; \partial) * I(x, y) \quad (4.3)$$

其中， $L(x, y; \partial)$ 是经过高斯模糊后的图像， $I(x, y)$ 表示灰度值。接着进行高斯金字塔合并：

$$L(x, y; \partial, i) = G(x, y; \partial) * L(x, y; \partial, i-1) \quad (4.4)$$

其中， $L(x, y; \partial, i)$ 是第 i 层图像， $G(x, y; \partial)$ 为高斯核函数。

最终得到一组具有更好尺度不变性和局部结构信息的特征点。这种融合方法结合了 SIFT 的尺度不变性和 KAZE 的局部结构信息，从而提高了特征点检测的鲁棒性和准确性。具体融合方式如图 4-2 所示：

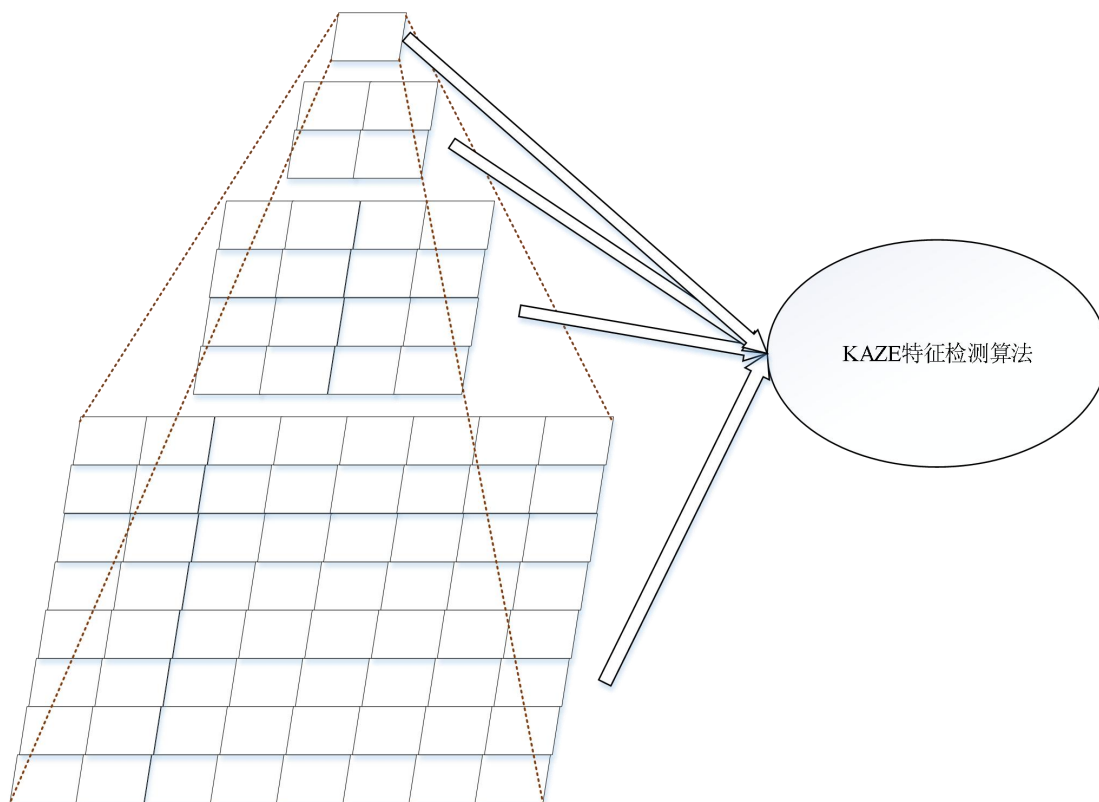


图 4-2 面向复杂环境的焊缝图像特征提取方法

Fig.4-2 A feature extraction method for weld image in complex environment

由于 SIFT 算法在检测焊缝图像关键点时, 其具有旋转不变性和尺度不变性等特点, 但是在复杂环境下, 其对于图像特征提取的性能会下降。KAZE 算法在特征点主方向确定时, 在圆形领域内做一个 60 度的扇形区域, 然后将区域内 Haar 小波的特征总和求出。

接着 KAZE 算法采用了一个二进制描述符对其特征进行描述和匹配, 具有较高的描述能力和鲁棒性。通过这种融合算法, 可以在不同场景下获得更加稳健的特征点检测结果, 从而为后续的图像配准、目标识别等任务提供更可靠的基础。

4.2 实验与分析

实验算法在 MatlabR2021b 平台上进行验证, 实验环境为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H 2.40GHz 8G 内存。

4.2.1 实验数据集

本实验数据来源为首先从 RGB 钢板焊缝缺陷识别任务和分类任务数据集 (JPEGWD) 上下载焊缝图像缺陷数据集, 接着对这些图像数据集, 采用第 3 节中所提出的改进的 Canny 算法, 进行焊缝图像边缘检测; 接着对得到的边缘检

测结果采用 SIFT 算法与 KAZE 算法融合的特征检测算法进行特征提取，将点线特征检测算法有效结合，起到点特征与线特征的有效结合，使得提取到的特征更加准确，鲁棒性更高，为后续焊缝缺陷识别分类准备。最后将提取到的特征点进行处理，提取所有圆心坐标以及半径信息，归纳整理得到一组新的焊缝图像特征数据集。

4.2.2 对比算法设置

我们使用经典的特征提取算法、改进的点线特征结合算法分别得到不同的特征信息数据集，接着分别带入 SVM 与 DBO-SVM^[55]，比较其焊缝图像缺陷分类结果。

SIFT 算法：通过检测图像中的关键点，并对这些关键点周围的局部图像区域进行描述，生成具有尺度不变性和旋转不变性的特征描述符。这些描述符可以用于图像配准、目标识别和其他图像处理任务。

SURF 算法：该算法的核心是通过盒式滤波器快速检测图像中的关键点，并用描述符来描述检测到的关键点，对旋转和尺度变化相对不变。

ORB 算法：它结合了 FAST 特征检测器、BRIEF 描述子和方向性建议，以提高检测速度和匹配准确性。ORB 通过 FAST 算法快速检测特征点，然后计算其旋转方向，最后使用 BRIEF 描述子对特征点进行描述。

KAZE 算法：它基于图像的尺度空间来提取特征点，能够适应不同尺度的图像，利用图像的局部结构信息，通过计算峭度（kurtosis）来确定尺度空间。具有自适应性，不需要预先确定关键点的数量。对图像的几何变换和光照变化具有较强的鲁棒性。

点线特征结合算法：该算法的核心是将点特征和线特征结合起来，利用点特征和线特征的互补性，提高焊缝图像特征提取及后续缺陷分类任务的准确性和稳定性。

支持向量机 SVM：该算法的核心是在高维空间中找到一个最优的超平面，可以将数据集分成不同类别，这个超平面被称为决策边界，增加模型的泛化能力。

DBO-SVM：该算法的核心是利用微生物优化算法来优化 SVM 的超参数，使用优化后的超参数重新训练，进行分类预测，以提高分类性能。

近年来,随着蜚螂优化算法(DBO)^[56]和支持向量机(SVM)在各自领域内的广泛应用,将两者相结合以解决故障识别问题成为了一个备受关注的研究方向。DBO 算法源于模拟蜚螂在寻找食物时的行为,通过观察其滚动球体的路径来寻找最短路径,而 SVM 作为一种优秀的分类器,在解决模式识别问题中具有显著优势。将这两者相结合,提出了一种新颖的故障识别方法,旨在克服传统方法中存在的局限性并提高分类性能。

算法的目标是在给定的数据下,通过将节点分配到不同的组别,并优化分组的结构,使得模型的似然性最大化。采用离散二值优化方法,将问题转化为一个离散的优化问题,在每个节点上分配一个二值标签,表示节点所属的组别。通过迭代的方式,不断调整节点的分组标签,使得似然函数逐步增加,直至收敛到一个局部最优解。每次迭代采用局部搜索策略,尝试改变节点的分组标签,并评估似然函数的增益,选择使得增益最大的节点进行标签更新。

4.2.3 改进的焊缝图像缺陷分类算法的性能比较与评价

在复杂环境下,焊缝图像难免会受到外界因素干扰,比如火花、光照不足等不利影响,对采集到的焊缝图像直接采用特征点提取算法往往效果不是很好,会将焊缝以外的干扰一并提取出来,使得实验结果不是很理想。

各种特征点提取算法的实验对比如图 4-3 所示:

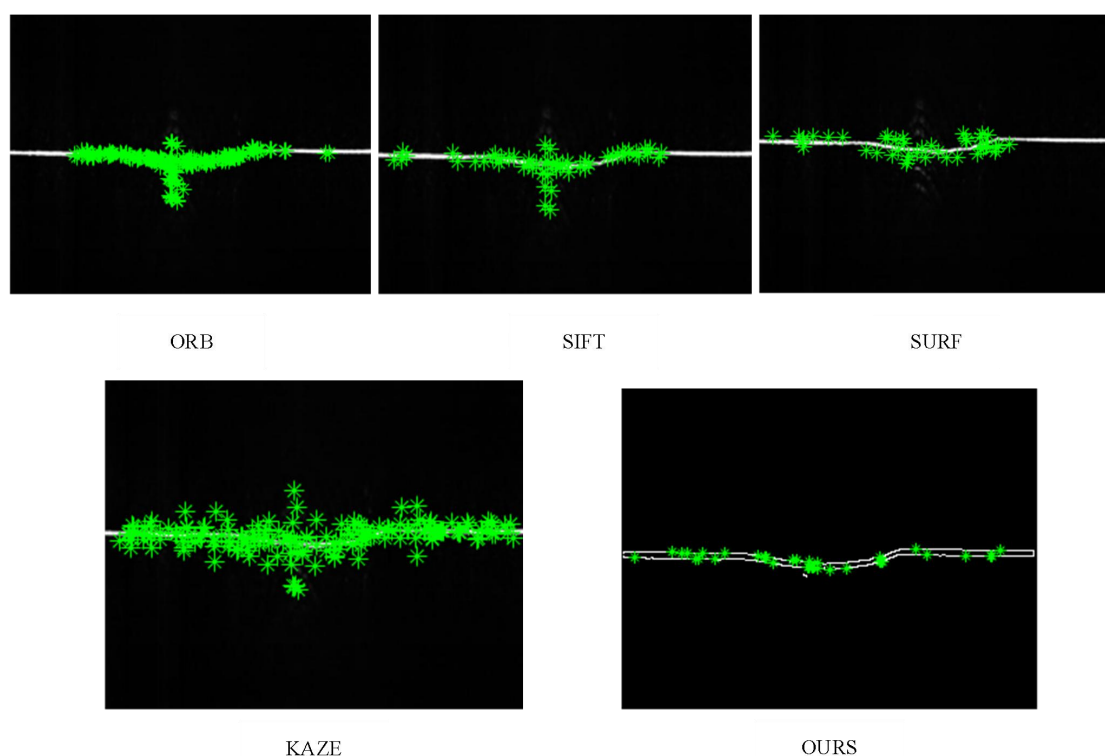


图 4-3 特征提取算法效果对比

Fig.4-3 Comparison of the effects of feature extraction algorithms

由图 4-3 可以得到，针对不同复杂环境下的焊缝图像特征提取任务，本章节所提出的算法得到的实验结果明显优于其他算法。

本章节所提出的点线特征结合的特征提取算法可以有效减少复杂环境对焊缝特征提取任务的干扰，能够更加准确地捕捉到焊缝的关键特征，使得算法在应对各种复杂环境下表现出更高地鲁棒性和准确性。

为使实验结果更加具有普遍性，选用准确度、召回率和训练时间作为模型预测精度评价指标。各分类方法比较结果如表 4-1 所示：

表 4-1 焊缝图像缺陷分类对比(SVM)

Table 4-1 Weld Image Defect Classification Comparison (SVM)

分类方法	训练时间/s	召回率	准确率(%)
SIFT	1.22	77.26	77.78
SURF	1.15	79.16	78.42
ORB	1.34	75.89	76.67
KAZE	1.75	78.33	78.60
OURS	1.84	82.56	82.08

由表 4-1 可以看出,在保证时间效率的情况下,经过 SVM 进行分类任务后,本章节所提出的算法的准确度相较于经典的 SIFT 算法提高了 4.3%,特征提取的性能提高了 5.23%,且对比其他经典算法均有所提升。

表 4-2 焊缝图像缺陷分类对比(DBO-SVM)

Table 4-2 Weld Image Defect Classification Comparison (DBO-SVM)

分类方法	训练时间/s	召回率	准确率(%)
SIFT	0.86	79.56	79.20
SURF	0.84	79.23	79.68
ORB	1.14	77.92	77.78
KAZE	1.63	80.89	81.03
OURS	1.71	83.32	84.01

由表 4-2 可以看出,在保证时间效率的情况下,经过 DBO-SVM 进行分类任务后,本章节所提出的算法的准确度相较于经典的 SIFT 算法提高了 4.81%,特征提取的性能提高了 5.72%,对比其他经典特征提取算法均有所提升。且 DBO-SVM 在 SVM 的基础上进一步提高了分类性能,在处理复杂任务时取得了更好的表现。

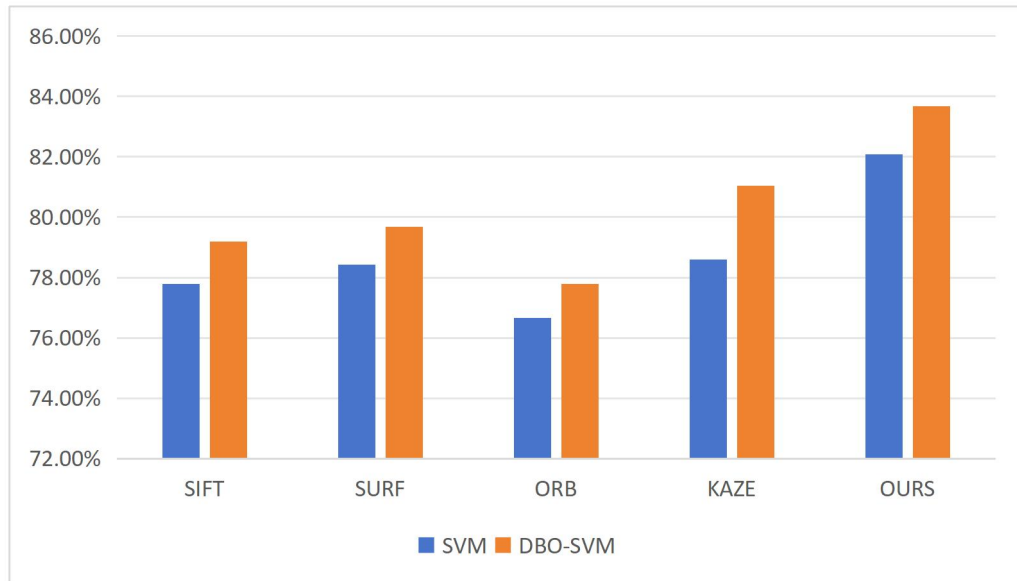


图 4-4 训练集分类结果对比

Fig.4-4 Comparison of the classification results of the training set

由图 4-4 可以看出，本章节提出的算法在准确度方面明显优于其他经典特征提取算法，有效抑制了复杂环境如光照、火花等干扰，使得实验具有较高的鲁棒性和准确性。

4.2.4 性能比较分析

图 4-5，图 4-6 展示了焊缝图像经过各种经典的特征提取算法后，将归纳整理后的特征信息数据集分别采用 SVM 与 DBO-SVM 算法的训练集预测结果对比。

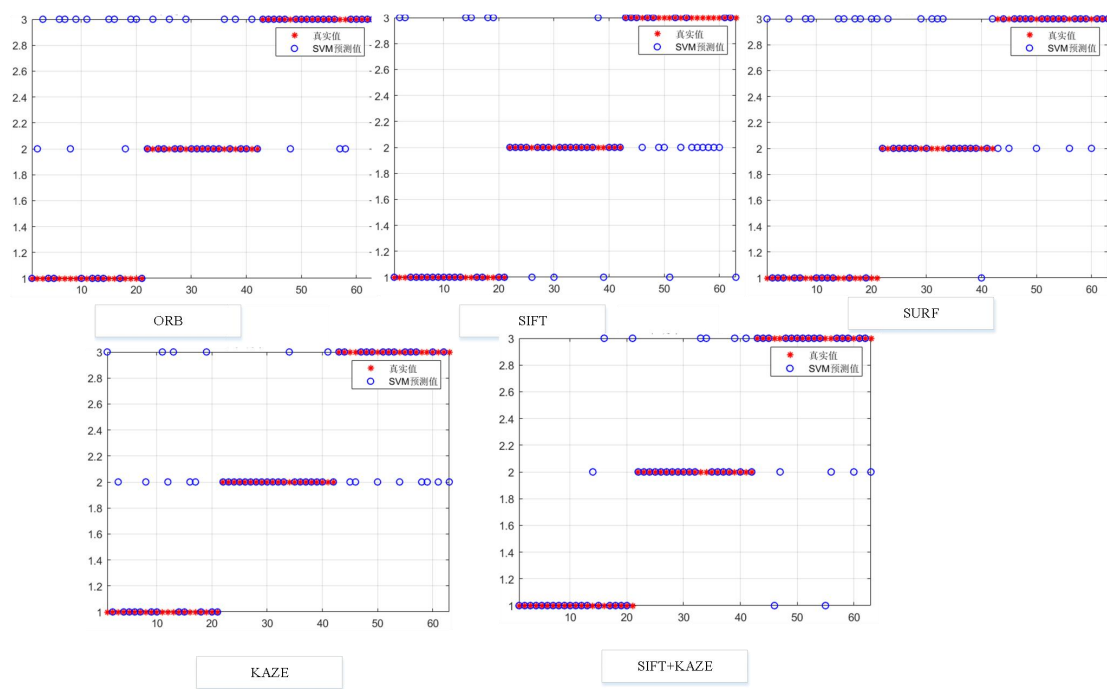


图 4-5 SVM 训练集预测结果对比

Fig.4-6 Comparison of prediction results of SVM training sets

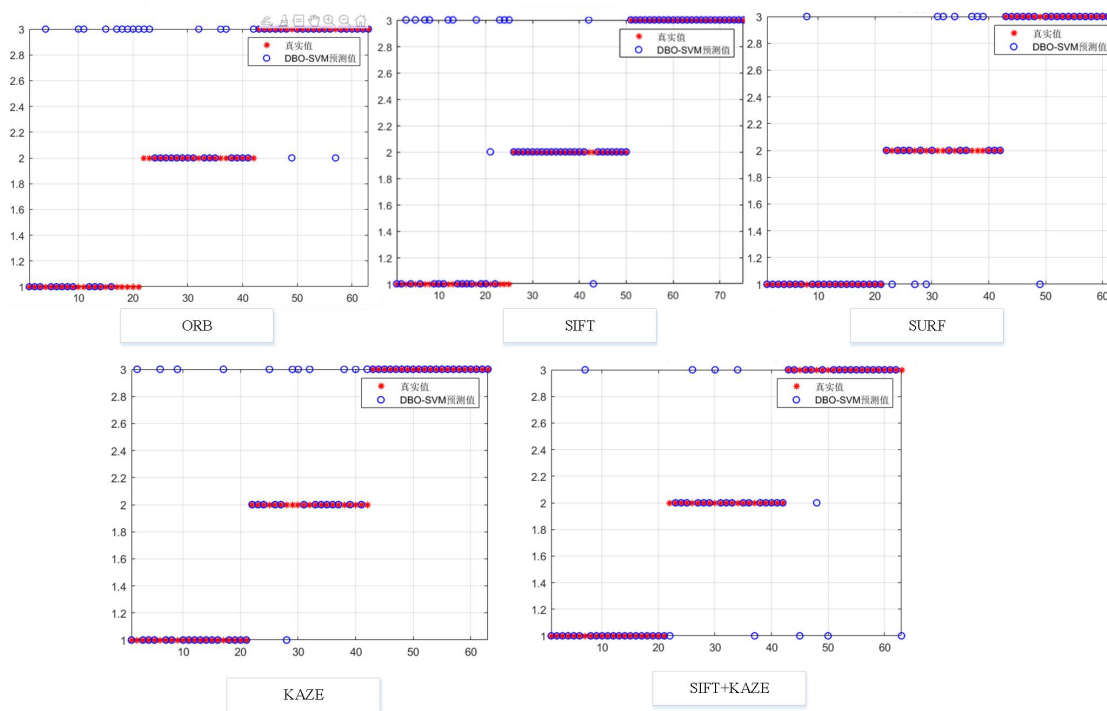


图 4-6 DBO-SVM 训练集预测结果对比

Fig.4-7 Comparison of prediction results of DBO-SVM training set

由图 4-5 和图 4-6 可以得到，DBO-SVM 训练得到的预测结果更加贴近真实值，有效优化了模型的性能，提高模型的泛化能力。且本章节所提出的算法在准确度方面明显优于其他特征提取算法。

4.2.5 收敛性分析

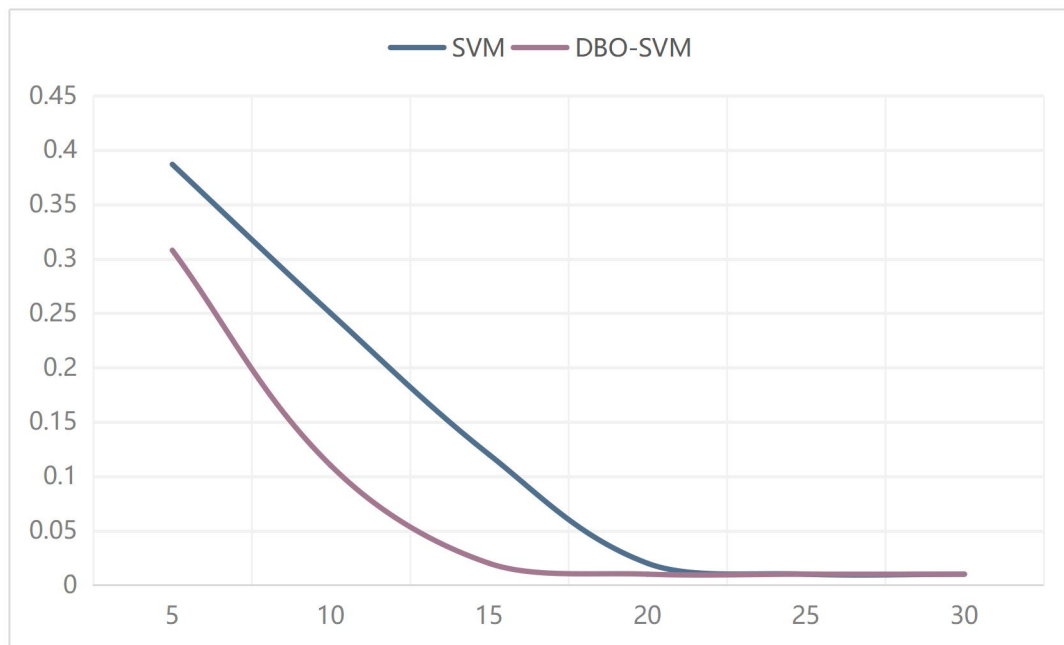


图 4-7 算法收敛示例

Fig.4-7 Example of DBO-SVM algorithm convergence

由图 4-7 可知，DBO-SVM 算法具有较快的收敛速度，一般在 30 次以内就会收敛，能够在较短的时间内找到较优解，提高了算法的效率。

4.3 本章小结

本章节通过在复杂环境下的焊缝图像应用改进的点线特征结合的特征提取算法，对焊缝进行特征提取和描述，归纳整理成新的焊缝特征点的信息数据集，接着将该数据集，采用 SVM 及 DBO-SVM 算法，以比较各特征检测算法的性能且可以实现焊缝图像的缺陷识别分类任务。

总结来说，本章节通过改进的 Canny 算法检测焊缝边缘线性信息，再通过 SIFT 算法与 KAZE 算法融合提取特征点信息，将点信息、线的信息有效结合，起到点线结合的效果。再归纳整理得到新的特征信息数据集带入 SVM 及

DBO-SVM 中。最后通过实验证明，本章节所提出的方法针对复杂环境下的焊缝图像特征检测任务，具有较高的准确性和鲁棒性，对于焊缝图像缺陷分类和质量控制具有一定的实际应用价值。

第 5 章 基于改进 SSD 算法的焊缝图像缺陷分类

传统的焊缝质量检测通常依赖于人工目视检查,这种方法存在主观性、效率低下和不稳定性的问题。而借助计算机视觉和机器学习技术^[57],我们能够开发自动化的焊缝图像缺陷检测与分类系统,能够更快速、准确地检测和分类焊缝中的缺陷,从而提高生产效率、降低成本并提高产品质量。

本节旨在探索和开发一种基于深度学习和计算机视觉技术的焊缝图像缺陷识别与分类方法。深度学习已经在图像处理领域取得了显著的成就,具备强大的特征提取和模式识别能力。通过将这些技术应用于焊缝图像,我们可以有效地检测和分类不同类型的焊缝缺陷,如焊缝断裂、焊缝缺陷和气孔等,从而提高焊接质量的一致性和可靠性。

本节将介绍焊缝图像缺陷识别与分类的背景和重要性,并概述当前的研究进展。接下来,我们将详细讨论所采用的方法和技术,包括深度学习架构、特征提取和模型训练。最后,我们将呈现实验结果和讨论,以验证所提出方法的有效性和性能。通过这项研究,我们期望为焊缝图像缺陷识别与分类领域的发展贡献一些有益的见解,并为制造业和工程应用提供更可靠的焊缝质量检测解决方案。

本节以 SSD^[58]网络结构为基础,做出的改进主要是将 VGG19^[59]作为基础卷积网络,相对于 VGG16^[60]有更多的卷积层,能够提取更加丰富的特征表示,以提高识别分类的性能。

5.1 改进的 SSD 焊缝图像缺陷分类算法

经典的 SSD 网络通常选取 VGG16 作为其骨干网络,由于 VGG16 是一个相对深的卷积神经网络,可以捕获图像中的高级语义信息,这对识别分类任务非常有利。但在复杂环境下 SSD_VGG16 网络提取效果往往不是很好。VGG19 具有较深的网络结构,能够更好地捕获图像的语义信息和抽象特征。这种特征表达能力的强大性使其在目标检测任务中能够提取到更加丰富和有用的特征。因此本章提出一种基于面向复杂环境的新型焊缝图像缺陷识别方法,将 VGG19 作为基础卷积网络,增加卷积层的深度,可以更丰富地学习图像的特征。

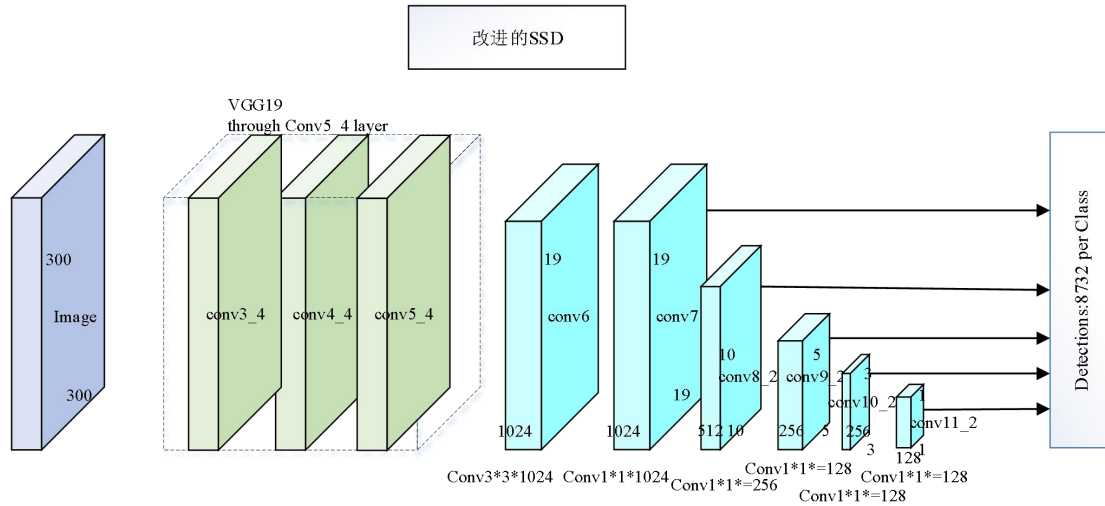


图 5-1 改进的焊缝图像缺陷识别算法

Fig.5-1 Improved weld image defect recognition algorithm

5.1.1 VGG19 网络

VGG19 是一种深度卷积神经网络，是牛津大学视觉几何组（Visual Geometry Group）开发的模型之一。它在图像分类和其他计算机视觉任务中取得了显著的成功。

VGG19 网络是一个深度卷积神经网络，共包含 19 个卷积层和 3 个全连接层。卷积层都采用了 3x3 大小的卷积核和 1 个像素的步幅，卷积层之间使用 ReLU 激活函数。共有 16 个卷积层，其中前 13 个是卷积层，而后面 3 个是全连接层。VGG19 使用最大池化（Max Pooling）来减小特征图的尺寸，采用 2x2 大小的池化窗口，步幅为 2。池化层帮助减小特征图的空间分辨率，提取更高级别的特征。网络的最后三层是全连接层，用于输出分类概率。

VGG19 的网络结构非常简洁和规整，它采用了小尺寸的 3x3 卷积核，这使得网络更深同时参数数量相对较小。由于 VGG19 具有较深的网络结构，它能够捕获更高级别的语义信息，因此在图像分类和相关任务中表现出很好的性能。VGG19 在大规模图像数据集 ImageNet 上进行了预训练，使其成为迁移学习的良好候选模型。

SSD 的主网络结构部分与 V-16 的结构部分相同，在全连接层被替换为卷积层之后又增加了几个特征融合层。经典的 SSD 网络结构主要由 Vgg-16 网络的 13 个卷积层、5 个池化层、改造的 2 个全连接层和附加的 4 个卷积层组成如图 5-2 所示,其中 Conv 表示卷积层。Pool 表示池化层。

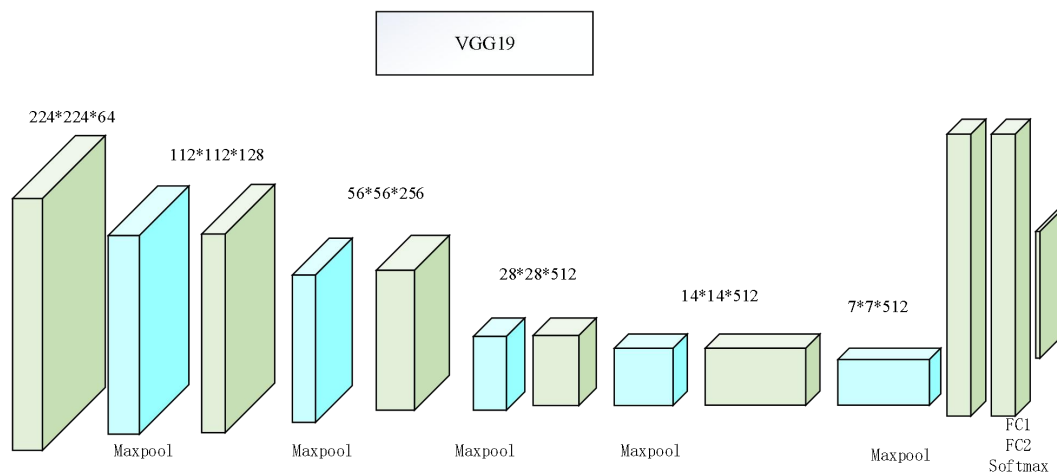


图 5-2 Vgg-19 模型的体系结构

Fig.5-2 Architecture of the VGG-19 model

5.1.2 SSD 网络

SSD 网络结构由两部分组成：骨干网络（Backbone Network）和检测头（Detection Head）。骨干网络通常采用预训练的卷积神经网络（如 VGG、ResNet、Inception 等），用于提取图像特征。检测头，包括一系列卷积和池化层，用于生成目标检测的边界框和类别概率。

SSD 引入了"Default Box"（也称为"Prior Box"）的概念，用于定义目标检测边界框的位置和尺度。每个特征的图层上都会生成一组默认框，这些默认框的尺度和长宽比在网络训练过程中进行调整，以适应不同的目标。检测头会根据这些默认框来生成最终的检测结果。

检测头由卷积和池化层组成，用于从特征图中提取目标位置和类别信息。通常，检测头：卷积层来生成目标的位置信息（边界框坐标）和类别信息。SSD 使用一种叫做"MultiBox"损失函数来联合优化位置和类别信息。具体的网络结构如图 5-3 所示：

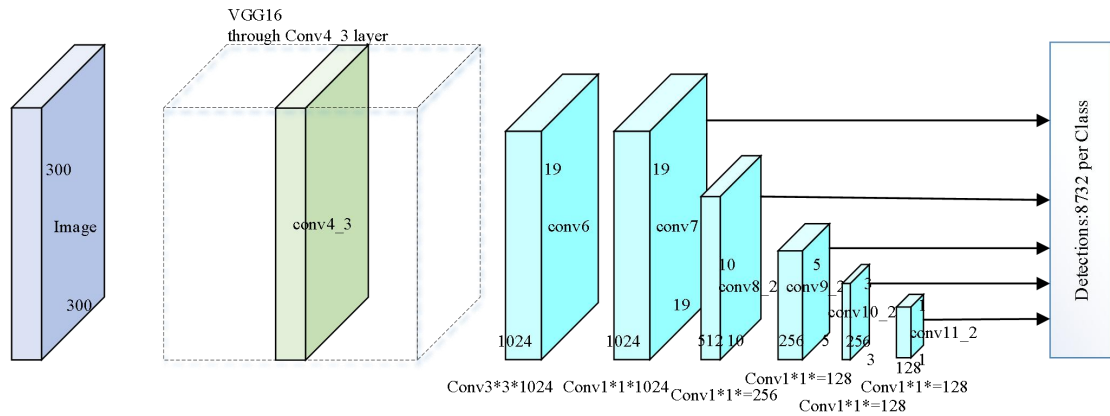


图 5-3 经典的 SSD 网络结构

Fig. 5-3 Classic SSD network structure

5.2 实验与分析

实验算法在 Matlab2021b 平台上进行验证，实验环境为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H 2.40GHz 8G 内存。对这些焊缝图像通过 SqueezeNet、Resnet-18、SSD、SSD_Alexnet 以及本章改进的 SSD 等网络进行实验。

5.2.1 实验数据集

本实验数据来源为 RGB 钢板焊缝缺陷识别任务和分类任务数据集 (JPEGWD)，为了验证本算法针对复杂环境下焊缝图像缺陷识别分类中的改进，选取 4000 张不同的焊缝图像，经过数据增强后得到 12000 张不同的焊缝图像。

5.2.2 对比算法设置

对这些焊缝图像通过 SqueezeNet、Resnet-18、SSD、SSD_Alexnet 以及本章 SSD 等网络进行实验。

SqueezeNet:是一种轻量级的卷积神经网络架构，通过精简模型结构和参数量，实现了高效的模型压缩，适用于资源受限的环境，如移动设备和嵌入式系统。

Resnet-18:该网络引入了残差连接，通过跳跃连接将输入直接传递到后续层，解决深度网络中的梯度消失和梯度爆炸问题。

SSD:该网络使用 VGG-16 作为基础网络，利用其卷积层提取图像特征，并在后面添加额外地卷积层来实现多尺度特征提取。

SSD_Alexnet:该网络通过将 Alexnet 作为主网络，利用其 ReLU 激活函数和 Dropout 正则化技术，有助于加速训练过程和缓解过拟合问题。

不同检测网络的实验参数如表 5-1 所示：

表 5-1 不同检测网络的实验参数

Table 5-1 Experimental parameters for different detection networks

网络	SqueezeNet	Resnet-18	SSD_AlexNet	SSD	OURS
输入图像尺寸	227×227	224×224	227×227	300×300	300×300
学习率	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
动量	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
迭代次数	330	330	330	330	330
学习率衰减系数	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3

5.2.3 改进的 SSD 算法的性能比较与评价

本章提出一种基于面向复杂环境的新型焊缝图像缺陷识别方法，将 VGG19 作为基础卷积网络，增加卷积层的深度，可以更丰富地学习图像的特征，其与上一章节中的 DBO-SVM 算法以及各深度学习网络的焊缝图像缺陷识别结果比较如表 5-2 所示：

表 5-2 焊缝图像缺陷识别结果

Table 5-2 Defect identification results of weld image

网络	准确度	训练时间/min	测试时间/s
DBO-SVM	84.01%	0.02	1.30
SqueezeNet	82.75%	163.5	1.45
Resnet-18	83.14%	195	1.73
SSD_AlexNet	84.75%	197.35	1.67
SSD	84.18%	2179.25	1.46
OURS	85.31%	2263.75	1.49

由表 5-2 可知，本章节提出的改进的 SSD 算法在保证时间以及运行效率的前提下，准确度是最高的，在复杂环境下的实验结果准确度可以达到 85.31%。

5.2.4 收敛性分析

图 5-4、图 5-5 表示本章节提出的改进的 SSD 算法的训练结果以及收敛情况。

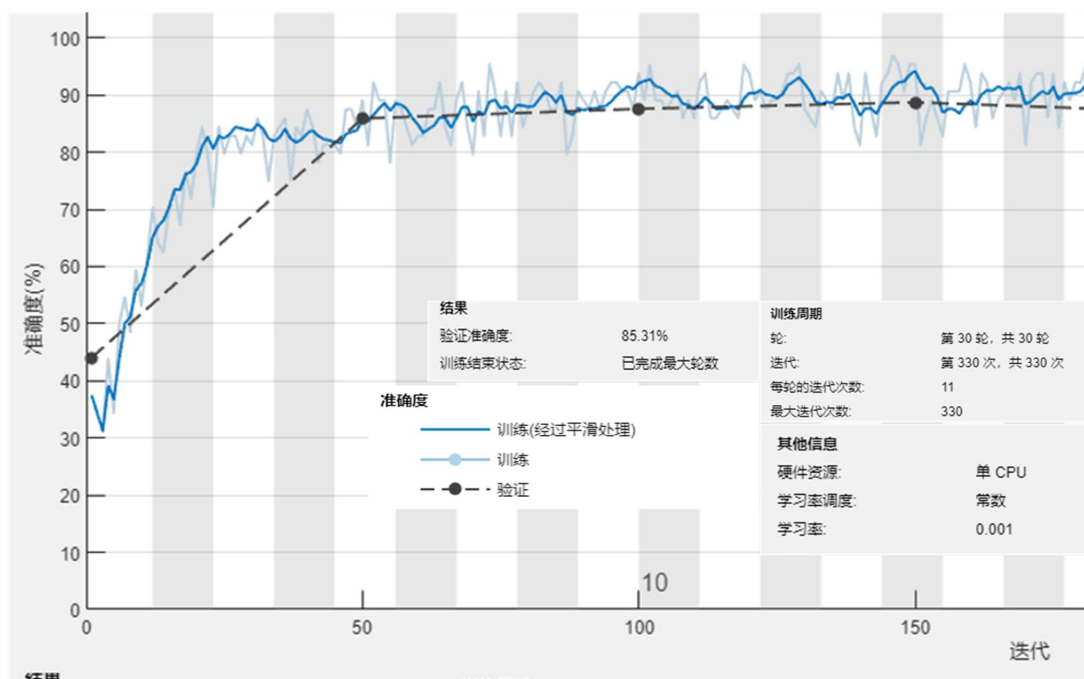


图 5-4 改进的 SSD 算法训练准确度结果

Fig.5-4 Improved SSD algorithm training accuracy results

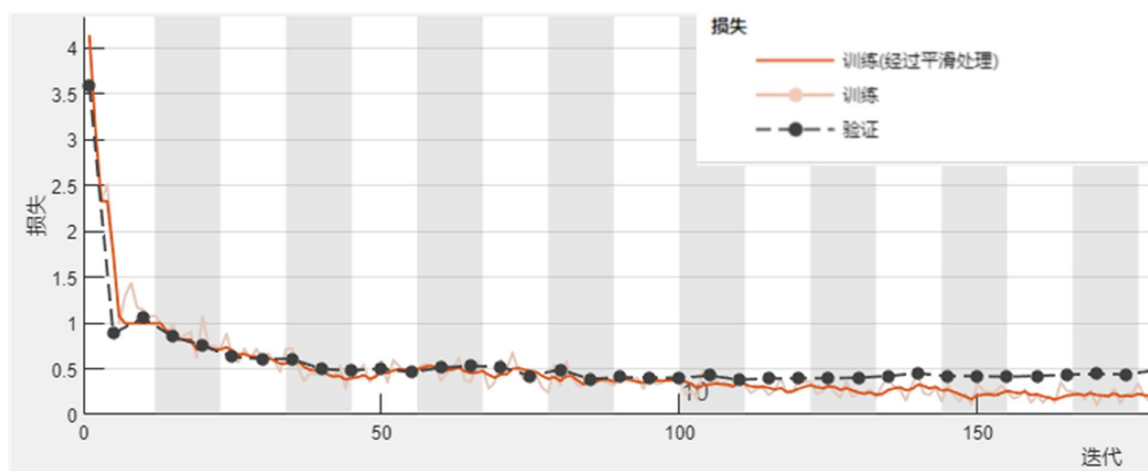


图 5-5 改进的 SSD 算法训练损失结果

Fig.5-5 Improved SSD algorithm training loss results

由图 5-3 和图 5-4 可知, 随着训练的进行, 训练达到 50 次时训练结果已经趋于稳定, 且准确度稳定在 85% 左右, 不再有明显的上升或者下降的趋势。

5.2.5 消融实验

VGG19 相较于 VGG16 的主要区别是前者在三、四、五卷积部分都多了一层卷积层，为了验证所提出算法的有效性，本章节在同一实验环境下，对各主干网络分别进行了实验对比，实验结果如表 5-4 所示：

表 5-4 与单独的主干网络实验对比

Table 5-4 Compared with a separate backbone network experiment

网络	准确度	训练时间/min	测试时间/s
VGG16	82.16%	1890.5	1.56
Alexnet	81.36%	194.22	1.33
VGG19	83.05%	1970.25	1.41
SSD	84.18%	2179.25	1.46
SSD_AlexNet	84.75%	197.35	1.67
OURS	85.31%	2263.75	1.49

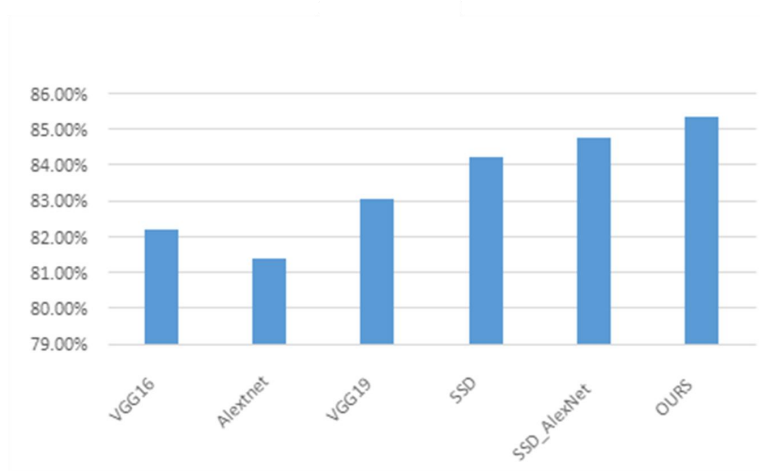


图 5-6 各网络实验准确度对比

Fig.5-6 Comparison of the accuracy of each network experiment

如表 5-4 和图 5-5 所示，这表明该算法针对于复杂环境下的焊缝图像缺陷识别分类任务有较好的效果，从而为焊接质量控制提供了可靠的解决方案。其在处

理光照变化、噪声干扰等复杂环境下的鲁棒性和稳健性，进一步突显了其在实际工程应用中有着很大的潜力。

5.3 本章小结

本章节通过对经典的 SSD 算法的改进，将 VGG19 作为其基础卷积网络，增加卷积层的深度，可以更丰富地学习图像的特征，其与上一章节中的 DBO-SVM 算法以及各深度学习网络的焊缝图像缺陷识别结果比较，可以得到本章节提出的改进的 SSD 算法实验得到的准确度高于其他算法，且验证了该算法具有更良好的性能。

第 6 章 总结与展望

6.1 工作总结

本文主要探讨了复杂环境下的焊缝图像处理和识别研究,提出了一种基于改进的 Canny 算法的焊缝图像边缘检测算法和两种复杂环境下的焊缝图像缺陷分类方法。

首先,在第 3 章提出了一种基于改进的 Canny 算法的焊缝图像边缘检测算法^[61],该方法将中值滤波替换高斯滤波,并将非极大值抑制(NMS)进行改进,得到一种面向复杂环境的改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测方法。通过对滤波、NMS 算法的综合优化,可以有效地检测出焊缝图像中的边缘信息,且有良好的焊缝图像边缘检测效果。

其次,在第 4 章提出了一种基于点线特征结合的焊缝图像特征检测算法,将改进的 Canny 边缘检测与改进的 SIFT 算法特征提取有效结合起来,同时提取焊缝图像的点特征与线特征,起到点线结合的效果,得到一组新的焊缝图像的特征信号数据集。接着采用 SVM 及 DBO-SVM 算法进行焊缝图像缺陷识别分类。

最后,在第 5 章提出了一种基于深度学习的改进的 SSD 算法的焊缝图像缺陷识别分类算法,该方法使用 VGG19 作为其基础卷积网络,该方法对焊缝图像通过 VGG19 网络的卷积层。逐层提取图像特征,这些特征在不同的卷积层中具有不同的分辨率和语义信息;接着将最后一个卷积层的特征图进行全局平均池化。将特征图的大小将为 1×1 ,同时保留每个特征通道的信息;然后将全局平均池化后的特征连接到一个或者多个全连接层中,以进行分类;最后一个全连接层的输出通过 Softmax 激活函数,将其转换为每个类别的概率分布。通过对基础卷积网络的优化,可以有效地提取焊缝图像特征,提高焊缝图像缺陷识别分类的准确性。

6.2 研究展望

尽管本文提出的复杂环境下的焊缝图像处理和识别研究算法可以达到很好的性能,但是为了确保焊缝图像的缺陷分类性能,为了能在更加复杂的环境下完成焊缝图像的处理和识别研究。因此,在未来的工作中,我们将思索如何实现多

模态融合，来提高焊缝图像处理和识别的准确性和鲁棒性。并且未来的研究可以探索更高效的算法和硬件实现，提高算法的效率，降低算法的时间和空间复杂度，以实现实时的焊缝图像处理和识别。

参考文献

- [1] Ankit G ,Kumar A S .Performance analysis of seam diversion based image retargeting technique based on edge detection operators[J].Multimedia Tools and Applications,2022,82(15):23207-23250.
- [2] Koch B ,Dees M ,Straub C , et al.Airborne laser data for stand delineation and information extraction[J].2023,13(1):10922-10922.
- [3] 凌晓,程凌宇,郭凯等.基于 ResNet 模型的聚乙烯燃气管道接头缺陷识别算法[J].压力容器,2023,40(07):73-80.
- [4] 王飞.基于改进 CNN 卷积神经网络的音乐识别模型构建[J].自动化技术与应用,2024,43(02):127-131.
- [5] 檀俊,刘从军.基于 Sobel 与 LDP 特征的人脸识别算法研究[J].计算机与数字工程,2022,50(10):2292-2296.
- [6] 唐阳山,徐忠帅,黄贤丞等.基于 Roberts 算子的车道线图像的边缘检测研究[J].辽宁工业大学学报(自然科学版),2017,37(06):383-386+390.
- [7] 王竹筠,杨理践,高松巍.基于 Laplacian 与多尺度数学形态学的漏磁图像边缘增强方法[J].辽宁石油化工大学学报,2019,39(05):98-102.
- [8] 裴庄,俞洋.基于改进 Canny 算子的打火机抓取点定位[J].电子技术应用,2023,49(06):69-73.
- [9] Agaian S S, Silver B, Panetta K A. Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy[J]. IEEE transactions on image processing, 2007, 16(3): 741-758.
- [10] Gunawan G ,Nuriyanto H ,Sriadhi S , et al.Mobile Application Detection of Road Damage using Canny Algorithm[J].Journal of Physics: Conference Series,2018,1019(1):012035-012035.
- [11] 邢影,宋涛,赵延等.3D-SIFT 特征提取与体素滤波结合的点云精简算法[J].激光杂志,2023,44(03):163-169.
- [12] 刘浩宇,刘孝保,姚廷强等.基于融合 Canny - SIFT 算法的 MRI 细微特征提取[J/OL].激光杂志:2024(03):1-8.
- [13] He G ,Qing C .A robust and secure image watermarking scheme using SURF and improved Artificial Bee Colony algorithm in DWT domain[J].Optik,2021,242-252.
- [14] Buongiorno D, Prunella M, Grossi S, et al. Inline Defective Laser Weld Identification by Processing Thermal Image Sequences with Machine and Deep Learning Techniques[J]. Applied Sciences, 2022, 12(13):6455.
- [15] Liu B, Zhang X, Gao Z, et al. Weld defect images classification with vgg16-based neural network[C]//International Forum on Digital TV and Wireless Multimedia Communications. Springer, Singapore, 2017: 215-223.
- [16] Karaci A. VGGCOV19-NET: automatic detection of COVID-19 cases from X-ray images using modified VGG19 CNN architecture and YOLO algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(10): 8253- 8274.

- [17] 李岩,孟娇茹.基于图像识别的发动机内窥智能检测系统研究[J].中国民航学院学报,2005(04):15-19.
- [18] 丁妍,姚爱琴,张智尊.基于三次 B 样条小波变换和 Canny 算法的火焰边缘检测算法[J].无损检测,2023,45(04):43-47.
- [19] Qiaoni Z .Motor rolling bearing fault diagnosis based on MVMD energy entropy and GWO-SVM[J].Journal of Vibroengineering,2023,25(6):1096-1107.
- [20] 曹雷欣,程荣森.基于改进 CNN 的红外与可见光图像融合方法[J].信息与电脑(理论版),2023,35(24):137-139.
- [21] Saeed B ,Hossein B .Edge detection on noisy images using Prewitt operator and fractional order differentiation[J].Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(7):9759-9770.
- [22] John F .A Computational approach to edge detection[J].Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1986,8(6):679-698.
- [23] Hongpo F ,Yongmei C .Switching Gaussian-heavy-tailed distribution based robust Gaussian approximate filter for INS/GNSS integration[J].Journal of the Franklin Institute,2022,359(16):9271-9295.
- [24] Hamza D ,Samy A A ,Dominique M .Quantized random projections of SIFT features for cancelable fingerprints[J].Multimedia Tools and Applications, 2022, 82(5):7917-7937.
- [25] Jamie M ,Brendon F ,Russell M , et al.A grounded theory exploration of programme theory within waves of wellness surf therapy intervention.[J].Psychology health,2023,21-23.
- [26] Zhang L ,Zhang Y .Improved feature point extraction method of ORB-SLAM2 dense map[J].Assembly Automation,2022,42(4):552-566.
- [27] David G. Lowe .Object Recognition from Local Scale-Invariant Features[J].Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision,1999,20-27.
- [28] Bin Y ,Wenzheng B ,Shichai H .Corrigendum: Alzheimer-compound identification based on data fusion and forgeNet_SVM#13;[J].Frontiers in Aging Neuroscience,2023,151322944-1322944.
- [29] Irum A ,Sajid S ,Saima J , et al.A CNN based m5c RNA methylation predictor[J].Scientific Reports,2023,13(1):21885-21885.
- [30] Claudio T ,Pablo L P ,Gilberto G .Linear separability in spatial databases[J].Knowledge and Information Systems,2018,54(2):287-314.
- [31] Zejun C ,Junjiang X ,Hailin Y , et al.Transmitter dispersion eye closure quaternary assessment based on linear CNN with 1*1 convolutional kernel.[J].Optics letters,2023,48(23):6196-6199.
- [32] Xiaodong Z ,Jianbo C ,Xinchang Z , et al.BotDetector: a system for identifying DGA-based botnet with CNN-LSTM[J].Telecommunication Systems,2023,85(2):207-223.
- [33] Rui T ,Ruheng Y ,Feng G .Music sentiment classification based on an optimized CNN-RF-QPSO model[J].Data Technologies and Applications, 2023, 57(5):719-733.
- [34] Jin Z ,Qing G ,Jinhu L , et al.Design of a quantum convolutional neural network on quantum circuits[J].Journal of the Franklin Institute, 2023, 360(17): 13761-13777.

- [35] Yong L ,Zhengbiao J .Power System Relay Protection Based on Faster R-CNN Algorithm[J].International Journal of Information Technology and Web Engineering (IJITWE),2023,18(1):1-15.
- [36] Yunfei Y ,Zhen L ,Yang W .Approximation in shift-invariant spaces with deep ReLU neural networks.[J].Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society,2022,153:269-281.
- [37] Iqbal ,Javaid,Firdous , et al.Modelling and predicting software vulnerabilities using a sigmoid function[J].International Journal of Information Technology,2022,14(2):1-7.
- [38] 盘莉莉,刘晓刚,胡庆辉.一种改进的 roberts 算法在焊缝识别中的应用研究[J].电焊机, 2010, 40(07):42-44.
- [39] 蒋华军,蔡艳,李超豪等.基于改进 Sobel 算法的焊缝 X 射线图像气孔识别方法[J].上海交通大学学报, 2017, 51(06):665-671.
- [40] 白东阳,刘健,王晓曼等.Canny 算子检测焊缝的 GPU 并行加速研究[J].长春理工大学学报(自然科学版),2018,41(05): 93-96+110.
- [41] 金灵,陈曹阳. 裂缝检测中的图像处理技术[J].山西建筑, 2023, 49(01): 193-195+198.
- [42] 叶应辉. 基于深度学习的卫星遥感图像边缘检测方法[J].计算机测量与控制, 2022, 30(10): 39-44.
- [43] 徐威,付晓薇,李曦等.融合多层感知注意力的电极微观图像分割方法[J/OL].计算机工程,2023, 21(06):1-12.
- [44] 宋大成,张兴媛,王啸伟,陈超,李达.基于 Canny 的小资源占用边缘检测改进算法[J].智能计算机与应用, 2020, 10(01): 168-172.
- [45] Steger C ,Ulrich M .A Camera Model for Line-Scan Cameras with Telecentric Lenses[J].International Journal of Computer Vision,2020, (prepublish):1-20.
- [46] Kumar B M ,Kumar R P .Bayesian fusion strategy for moving target detection in multichannel SAR framework[J].Evolutionary Intelligence,2020, 15(2):1-14.
- [47] Wang1 C ,Xie2 S .A method for building linguistic big data database based on median filter denoising algorithm[J].Computer Informatization and Mechanical System,2023,6(1):104-108.
- [48] Vishesh J ,Ashwin S ,Mehtaab S .On the smoothed analysis of the smallest singular value with discrete noise[J].Bulletin of the London Mathematical Society,2022,54(2):369-388.
- [49] Rumen K ,Silvia K .An Alternative Approach for Assessment of the Weather Factor in EEDI Formulation Using Statistical Ranking Theory[J].Stand Alone,2018,0291-298.
- [50] 于兵,程建邦,姚爱英等.改进 Canny 算法检测直缝焊管焊缝位置[J].机械设计与制造, 2023, 384(02):24-27.
- [51] 李旭,王正勇,吴晓红,滕奇志.一种改进非极大值抑制的 Canny 边缘检测算法[J].成都信息工程学院学报,2011,26(05): 564-569.
- [52] 张帅,杨龙兴,丁力.基于自适应双边滤波的 V 型焊缝特征提取研究[J].制造技术与机床,2021(07):125-129.
- [53] 曹晋晋.基于改进的 Faster-RCNN 的焊缝特征提取[J].科技与创新,2023(18):63-67.

- [54] 李奉顺,张建红,祝前峰等.基于 U-Net 的焊缝特征条纹提取[J].自动化技术与应用,2022,41(06):103-107.
- [55] 李一飞,王楠,王桂宝等.基于 DBO-SVM 与压缩采样匹配追踪算法的轴承故障诊断[J/OL].轴承,2022,1-8.
- [56] Kaidesoja T .The DBO theory of action and distributed cognition[J].Social Science Information,2012,51(3):311-337.
- [57] Luczak T ,Nelsen P ,Ball E J , et al.A survey of technical challenges in computer vision via machine and deep learning for human pose estimation[J].IIE Annual Conference. Proceedings,2022,1-6.
- [58] Ben C ,Panpan G ,Wenbin Z .Research on fault diagnosis of rolling bearing based on the MCKD-SSD-TEO with optimal parameters[J].Journal of Mechanical Science and Technology,2022,37(1):31-42.
- [59] Gaurav M ,Kumar K M ,Ajay I , et al.Sentiment Analysis from Images using VGG19 based Transfer Learning Approach[J].Procedia Computer Science,2022,204,411-418.
- [60] Alper A ,Vasfiye M .Detection of Driver Dynamics with VGG16 Model[J].Applied Computer Systems,2022,27(1):83-88.
- [61] 缪红超,窦易文,张丽平等.基于改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测[J/OL].重庆工商大学学报(自然科学版),1-10.

攻读学位期间参与项目

- [1] 仿人机器人关节驱动柔性特征自动检测系统的研发(HX-2021-12-008).
(参与)
- [2] 5G 环境下基于多源异构信息融合的夜视视频智能监控,安徽高校协同创新项目(GXXT-2019-007).(参与)
- [3] 夜视感知的视觉增强研究,安徽工程大学校级科研项目 Xjky072019A02.
(参与)

攻读学位期间研究成果

一、发表论文

- [1] Yiwen Dou, Hong-chao Miao, Li-ping Zhang, Jia-Le Gong et al. A Multi-Cues Fusion Method for Low Illumination Image Enhancement [J]. Journal of Information Processing Systems. (已录用)(第二作者, 导师第一作者, EI 期刊)
- [2] Yiwen Dou, Hong-chao Miao, Xia Chai, Li-ping Zhang, Zi-ang Chen et al. Low Illumination Image Enhancement Based on Gaussian Fusion Strategy. 2021 13th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), Hangzhou, China, 2021, pp. 221-226.(第二作者, 导师第一作者, EI 会议论文)
- [3] 缪红超, 窦易文, 张丽平, 龚佳乐, 高依婷.基于改进 Canny 算法的焊缝图像边缘检测[J/OL].重庆工商大学学报(自然科学版),1-10.(第一作者)

二、专利

- [1] 一种低照度图像增强方法(实质审查).
- [2] 一种面向复杂环境的焊缝图像边缘检测方法(实质审查)

三、竞赛

- [1] 安徽工程大学第十二届专利发明与创新大赛决赛二等奖.

致谢

至此时刻即将落笔，我的论文也到了最后的部分，这也代表接近三年的硕士研究生涯快要结束。想起过去三年里日常生活的艰辛、坚持、努力和拼搏，至今令我难以忘记。从被录取后的喜悦心情到接到通知书的那一刻，让我对知识的渴望在心中再次燃起了炽热的澎湃。开学后的我就为自己制定好三年来的学习计划，从起初研究方向的确定和专业知识的理论学习到进行动手实战在实验室服务器上搭建模型、测试模型、评估模型等工作，在此过程中也遇到了问题并逐个地解决，这些经历回想起来至今都历历在目，它锻炼了我解决问题的毅力和能力，为我今后步入社会进行工作奠定了良好的基础。时间总是留给有准备的人，时光一去不再复返，就这样三年的岁月已经流逝，接下来一个新的阶段又将开始。值此论文完稿之际，心中感慨万千，带着一颗感恩的心，对三年来给过我提携帮助的父母、老师和同学真诚地道一声，“谢谢你们”！

首先，我要感谢我的导师窦易文老师。三年来，老师对工作的勤勤恳恳、对科研严谨的态度时时刻刻熏陶着我，在我内心折射出一道无限崇敬的光芒，鞭策着我不畏艰难、继续前行。无论在生活还是学术研究上，窦老师对我都很负责，教导我遵守学校相关规定，注意安全，照顾好自己，安心搞科研。老师的关心和负责让我对生活 and 学业充满了信心和干劲。在我迷茫的时候，老师总是平心静气地开导我，告诉我只要不断努力，就会有收获。在科研上遇到难懂的问题时，老师们也会平易近人地与我一起交流到很晚，甚至有时候错过了吃饭时间。窦老师的豁达和蔼、严谨治学，也对我今后的人生态度起到了正确的引领，让我有了更多的领悟和感恩，再次感谢窦老师。

十年树木，百年树人，真诚感谢计算机与信息学院三年来对我的栽培，为我提供良好的学习环境。我将怀着一颗感恩的心，今后不断努力，为社会贡献出一份属于自己的力量与执着。

最后，非常感谢对我论文提出宝贵意见的评审专家和老师。