

密级:_____



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

基于结构光图像的焊缝检测技术研究

作者姓名: _____ 杨威 _____

指导教师: _____ 焦建彬 教授 中国科学院大学 _____

学位类别: _____ 工程硕士 _____

学科专业: _____ 物流工程 _____

研究所 : _____ 中国科学院大学工程管理与信息技术学院 _____

二零一三年五月

The Weld Inspection Technology Research Based
on Structured Light Image

By
Wei Yang

A Dissertation Submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
In partial fulfillment of the requirement
For the degree of
Master of Logistics Engineering

College of Engineering & Information Technology
University of Chinese Academy of Sciences
May, 2013

中国科学院大学直属院系
研究生学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提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。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。

作者签名：

日 期：

中国科学院大学直属院系
学位论文授权使用声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院有关保存和使用学位论文的规定，即中国科学院有权保留送交学位论文的副本，允许该论文被查阅，可以公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存、汇编本学位论文。

涉密的学位论文在解密后适用本声明。

作者签名：

日 期：

导师签名：

日 期：

摘 要

视觉焊缝检测与跟踪技术目前是焊缝检测与跟踪研究中的热点。它分为主动视觉和被动视觉检测两大类，融合了图像处理、模式识别、人工智能、自动控制和计算机等众多领域中的先进技术与核心思想，开销小、人为干预少、剪度高，在自动化检测领域有着良好的应用前景。基于结构光的焊缝检测技术更是主动视觉检测方法中的常用技术。本文以激光结构光图像为基础，重点研究焊缝的视觉检测，具有重要的意义和很大的应用价值。

基于激光结构光的焊缝检测由激光线提取和焊缝定位两个步骤组成。本文提出了基于最小熵模型的激光线提取算法，然后根据奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)理论，改进为基于旋转奇异值分解(Rotated Singular Value Decomposition, RSVD)的焊缝定位算法实现焊缝的准确定位。本文的主要贡献和研究内容如下：

1、给出了计算最适合激光线提取的灰度空间的模型。利用激光能量集中度高的特点，将其与信息论中熵的概念联系起来，建立最小熵模型，从而得到最能体现激光特征的灰度图像，为激光线提取做好准备。

2、提出了最小熵盲目反卷积(Minimum Entropy Deconvolution, MED)来提取激光线。根据“理想情况下待提取的激光线应由位于激光条纹中心的峰值点组成”这一论点，利用MED图像复原的方法对因噪声而偏离激光条纹中心位置的峰值点复位，完成激光线提取的任务。实验表明该方法不但准确性很高，而且还能保证所提取激光线的平滑性。

3、使用了基于旋转奇异值分解的焊缝定位算法。根据图像的纹理和几何信息包含在其左右奇异值向量的结论，得出焊缝的位置信息应该体现在图像矩阵的第一个右奇异值向量之中，从而利用奇异值分解计算焊缝左右端点坐标。然后对其进行改进，变为RSVD，进一步地提高了焊缝检测的精度，扩大了算法的应用范围。

关键词：激光线提取，最小熵，焊缝定位，奇异值分解

Abstract

Wei Yang (Logistics Engineering)

Directed by: **Jianbin Jiao**(Professor)

In recent years, visual weld line detection and tracking technology has received widespread attention. Some advanced technologies in many areas are adopted, such as image processing, pattern recognition, artificial intelligence, automatic control and so on. This thesis focuses on the weld detection techniques based on laser.

Weld line detection based on laser is composed of laser line extraction and weld line location. The dissertation has completed some work in this area as follows.

1) **Optimal gray space.** A optimal gray space for laser line extraction is found in a weld image. This process is based on a minimum entropy model, which retains and enhances the laser concentration.

2) **Minimum Entropy Deconvolution (MED).** The laser stripe in the gray-level image gotten from the above step is recovered as a Multichannel signal. The recovery model is based on MED. And then extracting the maximum intensity points in rows or columns of the image and constitute the desired laser line. Not only does it reach a high accuracy, but also it retains the smoothness of the line, to which the previous work often paid little attention. Experimental results show that the robust model and fast algorithm outperforms than the compared.

3) **Rotated Singular Value Decomposition (RSVD).** The thesis uses Singular Value Decomposition (SVD) to detect the weld line location, since the information about weld line location should be in the first right singular vector of the image matrix. In order to obtain more accurate detection, a improved algorithm named as RSVD is adopted in the thesis, which expands the scope of application of the algorithm.

KEY WORDS: Laser Line Segmentation, Minimum Entropy, Weld Line Localization, Singular Value Decomposition

目 录

摘 要	I
目 录	V
图目录	VII
表目录	IX
第一章 绪论	1
1.1 课题背景和研究意义	1
1.2 视觉焊缝检测与跟踪技术的国内外研究现状	2
1.3 视觉焊缝检测与跟踪技术的主要分类和难点	4
1.3.1 视觉焊缝检测与跟踪技术分类	4
1.3.2 视觉焊缝检测与跟踪技术研究难点	4
1.4 本文的研究内容	5
1.5 本文的组织结构	6
第二章 激光线提取技术概述	7
2.1 矢量值技术	8
2.1.1 RGB 向量空间中的图像分割	8
2.1.2 其他向量空间的图像分割	9
2.2 单色值技术	10
2.3 基于最大 2D 熵分割的激光线提取技术	12
第三章 基于最小熵模型的激光线提取算法	15
3.1 基于最小熵模型的最优单色值空间选取	15
3.2 图像噪声源	18
3.2.1 CCD 引起的噪声	18
3.2.2 激光散斑噪声	20
3.3 最小熵盲目反卷积模型	21
3.4 激光线提取对比实验	27
第四章 基于旋转奇异值分解的焊缝定位算法	39
4.1 基于 Hough 变换的焊缝定位算法	39
4.2 基于奇异值分解的焊缝定位算法	41
4.3 基于 RSVD 的焊缝定位算法	43
4.4 焊缝定位实验	44
总结与展望	47
参考文献	49

作者简介	55
附录：主要符号对照表	57
致 谢	59

图目录

图 2-1 “十”字型结构光图.....	7
图 2-2 结构光传感器模型	8
图 2-3 RGB 向量空间的图像分割中两种数据聚合方式.....	9
图 2-4 本文早期采用激光线提取思路框图	11
图 2-5 本文前期工作提出的激光线提取算法.....	13
图 3-1 激光条纹处灰度值与背景灰度值 3-D 对比示意图	16
图 3-2 原 RGB 空间和转换到最优灰度空间后的焊缝图像	18
图 3-3 光能分布函数	19
图 3-4 光饱和及光饱和串音.....	19
图 3-5 “十”字激光强度分布仿真	21
图 3-6 激光峰值点位置分布示意	21
图 3-7 2D 反卷积模型	22
图 3-8 多通道信号的反卷积模型	24
图 3-9 反卷积前后输入与输出信号能量集中度对比	25
图 3-10 反卷积前后输入与输出图像列分量信号波形对比	25
图 3-11 滤波器取不同初始值时迭代情况对比	26
图 3-12 R 与 R-G 单色值空间的图像对比	28
图 3-13 光滑度函数的几何形式.....	29
图 3-14 激光线提取算法效果对比	31
图 3-15 R 和 R-G 空间中各算法处理结果的绝对误差对比	33
图 3-16 CM, LA, QA 和 AA 与本文 MED 算法结果对比	37
图 3-17 多条激光线的提取	37
图 4-1 Hough 变换原理图	40
图 4-2 $\rho\theta$ 参数平面的 Hough 变换.....	40
图 4-3 基于 Hough 变换的焊缝定位	41
图 4-4 利用宽步长 Hough 变换判定激光线是否是直线	43
图 4-5 基于 SVD 定位过程	43
图 4-6 RSVD 与 HT、SVD 及 HMM 定位精度对比.....	45

表目录

表 3-1 MED 算法步骤	25
表 3-2 激光线提取算法效果对比	30

第一章 绪论

1.1 课题背景和研究意义

随着计算机技术的发展，数字图像处理技术已经深入到社会及生活中的方方面面，为社会生活质量做出了改观，也为科学技术研究提供了利器。现在，数字图像处理技术已经应用在了各个领域，如航空航天、地质勘探、工程测绘、卫星遥感等，当然在物流工程领域的各个方面也有不少的涉及。

物流工程是一门新兴的管理与技术的交叉学科，数字图像处理在物流工程中用处颇多，如：运输优化可以对运输路线进行智能化监控，使用数字图像处理技术可得到更加清晰、准确的信息；利用数字图像处理技术对仓库中储存的货物进行监测和系统化管理时，可实时处理获取的图像信息，检测、识别库存中不同种类、不同时期的货物；利用数字图像处理技术对仓储进行环境监测，保障其安全性，如对监控器中所获取的图像进行有用信息的筛选和无用信息的剔除，对其中展示的人物进行检测、识别、示警等。

随着数字图像处理技术和物流的不断发展和深入应用，二者结合会变得更完善。

本文主要关注于数字图像处理技术在工业环境下焊缝检测中的应用。

风力发电机、石化储油罐、储气罐的塔筒通常是焊接而成，为安全起见，它们需要定期进行检查、探伤等，但像风电机组大多处在自然环境比较恶劣的场所，传统的人工探伤方式高风险、高成本、低效率、准确度低，石化储油、储气罐也面临同样问题。因此，使用一些自动化检验手段和设备，如机器人，来代替人工在危险环境下作业，进行风机塔筒或石化储罐有焊缝无损探伤已越来越受到重视，需求也越来越大。目前焊缝无损探伤设备发展比较成熟，市场已出现如超声波探伤仪、涡流探伤仪、射线检测仪等的专业探伤设备^[1-3]。其中，以图像处理技术为基础的辅助焊缝无损探伤设备进行焊缝检测和跟踪的机器视觉技术更是发展迅速。用机器视觉检测方法不仅可以大大提高工作效率和自动化程度，而且机器易于实现信息集成，保证可靠性，对于减少或避免意外事故有积极的作用。

视觉焊缝检测与跟踪技术融合了图像处理、模式识别、人工智能、自动控制 and 计算机等众多领域中的先进技术与核心思想，开销小、人为干预少、精度高，在自动化检测领域有着良好的应用前景。

数字图像处理技术作为视觉焊缝检测与跟踪的核心技术，它通过加工处理视觉传感器所采集的图像信息，根据焊缝的特征，利用一定的算法实现焊缝检测、提取与跟踪的目的。数字图像处理以获取焊缝的精确位置为目的，流程一般包括量化、预处理、图像分割和特征提取等步骤，其算法的好坏与否关系重大，在焊缝检测与跟踪中的研究和应用中极为重要。因此，寻找一种满足实际要求的图像处理算法，已经成为当今焊缝图像处理技术研究的目标和重要的研究内容。

1.2 视觉焊缝检测与跟踪技术的国内外研究现状

焊缝检测与跟踪技术采用视觉传感器实时获取焊缝区域信息，具有信息量大、灵敏度高、精度高、抗电磁干扰能力强、传感器与工件不接触等优点^[4]。通过计算机或专用处理器（DSP）进行数字图像处理，可在焊缝检测与跟踪、探伤检测或焊接控制等方面发挥重要作用。因此，视觉焊缝检测与跟踪技术在机器人视觉领域大量应用。焊缝检测与跟踪技术最早在欧美等发达国家兴起，发展较为成熟。像韩国、中国台湾、巴西、印度等新兴工业化或工业化水平较高的发展中国家和地区在这方面研究近来也取得了丰硕成果。

在国外，发达国家在上世纪七十年代末八十年代初就已经开始了视觉传感焊缝检测与跟踪系统的商品化生产。八十年代初期，日本 awasaki 公司和美国 Unimation 公司联合开发了非实时的焊缝视觉跟踪系统^[5]。同时期，美国的 Automatix 公司生产了一种实时（one-pass）焊缝跟踪系统^[6]。在八十年代中后期，由丹麦 ASEA Robotics（AB）公司和 SELCOM 公司共同研制开发了一种焊缝视觉跟踪系统^[7,8]。CMU 机器人研究所 Pradeep Khosla 等人在 1984 年曾研制出用于弧焊机器人的焊缝检测系统。目前，英国、加拿大、美国、瑞典都已经有了基于图像传感焊缝跟踪的商业化产品。随着视觉传感器、图像处理技术以及计算机等的不断发展，当前商品化的焊缝视觉跟踪系统已经在跟踪精度、跟踪速度以及适用的焊缝类型等方面上都有了非常大的发展，例如英国 Meta Machines 公司、加拿大 Sevorobot 公司、加拿大 Modular Vision System 公司、美

国 Worthington Industries 公司、瑞典 ASEA 公司等开发并面向市场推出了精度很高的激光视觉定位和焊缝跟踪设备^[9]。各国知名公司的焊缝检测与跟踪视觉传感器大多采用通过面阵的图像传感器采集投射在工件上的线结构光以获得焊接区的几何轮廓信息的方式。这种设计结构紧凑，工作效率高，性能稳定^[10]。

1985 年，保加利亚的 D.Lakov 利用模糊数学检测焊缝；1994 年日本的 Ysuga 等人运用了小波分析检测焊缝^[11]；韩国的 HC Kou 等人采用模糊逻辑进行焊缝的定位；Jae Seon Kim 等采用二阶高斯滤波器对激光条纹图像进行滤波处理，能够有效滤除噪声干扰^[12]；巴西的 Lucas Molina 等人针对储油罐的焊缝检测与跟踪，采用被动视觉和多信息融合等多种手段进行焊缝信息的采集。

在国内，许多高等院校和研究机构在该领域也投入了相当的研究精力，例如，1989 年宝鸡石油钢管厂率先使用了西安交通大学研制的基于 CCD 的螺旋钢管焊缝自动检测系统^[13]；中科院自动化所复杂系统与智能科学重点实验室对基于视觉的焊缝跟踪处理及视觉伺服控制方面有深入研究；清华大学机器人与自动化实验室的田兰图等人设计了储油罐探伤检测的爬壁机器人；哈尔滨工业大学机器人所李慨设计了基于结构光的管道焊缝检测系统；北京理工大学也发展了面向弧焊机器人的焊缝检测与跟踪系统，用于对焊缝表面检测；王庆香等人通过对焊缝图像进行中值滤波、自适应阈值二值化与孤点滤波算来法等检测焊缝^[14]；朱振友等人采用全局和局部模板匹配定位焊缝^[15]；王胜华等提出了一种基于纹理特征的焊缝检测方法^[16]；谷春艳等利用数学形态学方法提取均值滤波处理后焊缝的边缘与中心^[17]；小波变化的应用也推动了焊缝边缘检测技术的发展^[18,19]。

此外，天津大学、上海交通大学东南大学、华南理工大学、华中科技大学以及山东大学等都对焊缝检测与跟踪技术进行了大量的研究，也取得了一定的研究进展和成果。但就工程实际应用而言，国内自主研究设计投入生产并商品化的焊缝跟踪系统仍然很少。目前，国内使用结构光进行焊缝检测与跟踪方面比较知名的企业是北京赛诚工控科技有限公司^[20]。

综上所述，国内外都对基于视觉传感特性的焊缝检测与跟踪技术进行了大量研究和应用。

1.3 视觉焊缝检测与跟踪技术的主要分类和难点

1.3.1 视觉焊缝检测与跟踪技术分类

近年以来，随着计算机视觉技术的快速发展，利用 CCD 相机获取焊缝图像信息，通过软件处理，对焊缝进行检测、跟踪，已成为重要的研究方向。

基于视觉特征的焊缝检测与跟踪方法根据获得信息的手段不同被动视觉和主动视觉两大类，其中主动视觉的辅助设备可以是激光器或雷达等。

被动视觉系统在进行焊缝检测与跟踪的过程中只利用自然光或室内的普通光源，由摄像机采集工件表面图像，在图像中寻找焊缝位置，判断焊缝方向。被动视觉手段成本低，设备简单，但缺点比较明显。比如利用其检测风电塔筒或石化储油罐表面的焊缝时，由于焊缝一般与塔筒周围的色彩很接近，很难检测，而且受外界光照影响较大，尤其在高噪声环境下精度很低，鲁棒性差，并不是焊缝检测与跟踪中的主流方法。

主动视觉系统是利用激光等具有特殊结构的光源、和摄像机构成的视觉传感系统。以风机塔筒的焊缝检测为例，将激光投射到焊缝区域，CCD 摄像机拍摄工件表面的图像并进行处理。这种方法相当于一种特殊的三维重构，可以精确地获取物体表面的三维信息^[21]。激光结构光方法是主动视觉常用的方法之一。该方法很好地融合了激光和数字图像的信息，不仅能检测出焊缝的中心线位置，而且还能获得焊缝截面的形状和尺寸等特征参数，受噪声影响较小，鲁棒性较好，适用于不同几何形状的焊缝。由于激光的单色性和高亮度，适合于局部范围内需要精确测量的情况，常用在不规则表面的三维建模。就焊缝检测与跟踪系统而言，由于塔筒表面是个平缓的光滑的曲面，除焊缝之外几乎再无别的凸起，因此激光结构光的方法更适合基于视觉特征的焊缝检测与跟踪。

本文使用的是基于激光结构光方法的主动视觉系统。

1.3.2 视觉焊缝检测与跟踪技术研究难点

在视觉焊缝检测与跟踪技术中，我们通过使用摄像头 CCD 捕捉视频图像帧序列，将焊缝显示在数字图像上，接着对图像中焊缝曲线进行提取，然后定位焊缝端点位置，最后对焊缝位置进行跟踪。在视觉焊缝检测与跟踪的整个过程中，主要有以下难点。

1、采集设备的成像影响。在采集设备 CCD 采集焊缝视频图像的过程中，三维的焊缝映射为二维图像，损失了深度信息，成像也会有畸变，如果曲线凸起很小，或者 CCD 视角过大使得激光结构光因为塔筒曲面由直线映射为曲线，都会引起焊缝无法定位的问题。这个问题可以通过调整摄像机和激光发射器的角度以及摄像机和塔筒的距离等措施来加以解决。

2、激光结构光的影响。强激光辐照引起 CCD 的光学和电学性能退化，从而影响采集像的质量；而且激光照射到朗伯表面时会发生漫射，产生块状散斑，同时由于激光干涉的相加与相消作用，使得激光条纹本身明暗发生变化，而不利于激光线的提取，影响下一步焊缝的定位。

3、复杂外界环境的影响。焊缝周围环境光照的变化、塔筒上的灰尘都很容易作为很强的噪声，会对焊缝图像质量及下一步的处理造成很大影响。比如在强烈的日光下，很容易使得 CCD 的感光元件饱和，在获取的数字图像上制造大片的干扰噪声。

4、焊缝的精确定位。面对复杂多变的焊缝图像，要想准确标定焊缝所在的空间位置，如何选择合理高效的处理算法是一个重点也是难点。我们通常经过一系列处理而提取得到的激光线常常是不光滑的，曲率一直在变化，给利用激光线在焊缝两个端点处的曲率跳变来精确定位焊缝带来了很大麻烦。

1.4 本文的研究内容

如前所述，本文是基于主动视觉系统的，侧重于基于激光结构光的焊缝检测技术的研究，包括激光线提取和焊缝定位，重心是激光线的提取。本文基于十字激光线的结构光手段结合数字图像处理方法，着眼于提取激光的独特性质，以期与背景图像能很好的分离开来，从而旨在能提出一种鲁棒实时的焊缝检测系统，达到有效去除工作环境中的噪声、实现激光线的鲁棒检测，以及焊缝鲁棒定位、描述及跟踪的研究目标。本文的主要研究内容如下：

1、提出了适合激光线提取或分割的最佳单色值空间模型。此举旨在增强激光线与背景的相对高亮度差，更加突出激光线、弱化背景，从而有利于激光线的分割。该过程是通过将原 RGB 空间的彩色焊缝图像投影到由 RGB 线性组合而成的灰度空间，然后根据最小熵原理选取最优的系数而实现的。

2、对焊缝图像建立了基于多通道信号的最小熵盲目反卷积模型。由于成像

系统造成的光能扩散等因素，激光条纹的能量并不集中，将图像看作一个多通道信号，利用最小熵盲目反卷积模型计算，得到一个更优质的图像，然后提取出激光线。在保证激光线精度的同时，进一步保证了激光线的光滑性及算法的鲁棒性。

3、利用奇异值分解精确定位焊缝位置。奇异值具有旋转不变性、尺度不变性等优点，既能精确地找到激光线上的奇异值点，从而找到焊缝位置，同时又能抵抗一定的扰动，适合复杂的环境条件。

1.5 本文的组织结构

第一章，绪论。主要论述了视觉焊缝检测与跟踪技术的研究背景和意义，分析了国内外的研究现状以及目标跟踪算法中存在的难题，列出了本文的主要研究目的和研究内容。

第二章，基于激光结构光图像的焊缝检测算法概述。主要综述了焊缝图像中激光线提取的主要方法，对比了各个方法的特点与应用范围；同时介绍了视觉焊缝检测与跟踪技术的主要研究内容。

第三章，基于最小熵模型的激光线提取算法。主要论述了利于激光线分割的最优单色值空间选取及求解方法。详细介绍了基于多通道信号的最小熵盲目反卷积模型，并对该模型进行了求解分析和实验对比。

第四章，基于旋转奇异值分解的焊缝定位算法。分别介绍了 Hough 变换、奇异值分解理论和基于它们的焊缝定位算法，探讨了其应用的合理性、局限性，继而改进为基于旋转奇异值分解的焊缝定位算法。最后验证了算法的有效性和可靠性。

最后是对现有工作的总结和对未来工作的展望，以及对如何进一步提高所提算法和模型的准确性、鲁棒性和实时性等研究热点和难点的探讨。

第二章 激光线提取技术概述

作为焊缝定位的基础，激光线提取的地位至关重要。这一步骤实施的好坏，直接关系着焊缝定位的准确性和可靠性。因此，近年来研究人员对激光线提取进行了大量的研究，并且取得了一定成果。本章主要介绍常用的一些激光线提取算法。在接下来的第三章，我们将详细介绍本文的模型和算法。

本文使用的是主动视觉系统，将十字激光发射器和 CCD 摄像机固定在机器人前端，激光器垂直照射工件表面，使摄像机和激光器大概呈 45° 交角，便于突出弧线，如图 2-1(a)所示。在检测过程开始时，尽量将十字激光线在 x 方向上与焊缝垂直， y 方向上与焊缝平行，一个良好的初始化环境将有助于后续处理。同时可以保证在焊缝相交部分有两条清晰的弧线出现，如图 2-1(b)。

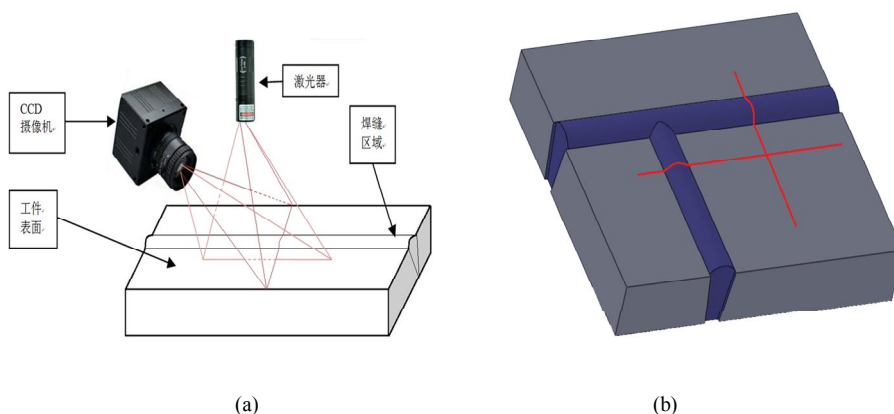


图 2-1 “十”字型结构光图：(a)本文的主动视觉系统；(b)焊缝相交部分的激光投影

摄像机系统采用理想的针孔成像模型，在结构设计中如图 2-2 所示。 N 为结构光平面， n 为 N 平面法向量。 x_c, y_c, z_c 为摄像机的成像坐标系，其中心是光轴与图像平面的交点，三维空间的点 P_i 在摄像机的成像坐标系中表示为 (x_i, y_i, z_i) 。视觉传感器工作时，由激光器发出的线结构光沿 N 平面垂直照射到工件表面，形成一条“ Ω ”形焊缝的曲线 AB ，摄像机相对于 n 倾斜 45° 角采集图像。

综合看来，主流的激光线提取技术基本可以分为两大类：一类是将图像彩色信息当作矢量空间中的彩色矢量来加工的矢量值技术^[22]；另一类是只利用单

个彩色通道或彩色矢量分量的信息进行加工，称为单色值技术。矢量值技术通常只是应用于激光条纹分割阶段，随后的激光线提取往往应用单色值技术。

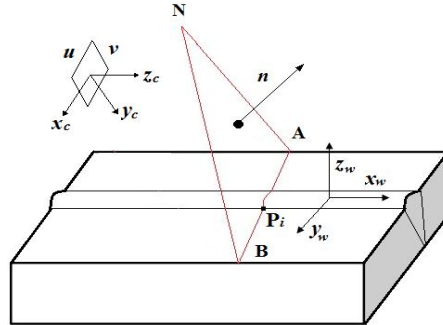


图 2-2 结构光传感器模型

2.1 矢量值技术

一般运用矢量值技术的激光线提取方法是因为彩色图像包含了比其灰度图像更丰富的信息，能被用来得到更准确分割图像。这其中的彩色矢量组成的彩色空间可以是传统的 RGB 向量空间，也可以是 RGB 经过线性或非线性变换得到的向量空间，如 YUV、HSI、YCbCr 等等。

2.1.1 RGB 向量空间中的图像分割^[23]

由于我们的目的是在 RGB 图像中分割出激光条纹，所以先在图像上选定一块能充分代表激光色彩特征区域，获得这个区域中的彩色样本点的一个平均色估计，用 RGB 列向量目标 \vec{m} 表示。分割的目的是对图像中每一个像素分类，分类依据是该像素点是否和激光条纹属于一个颜色。二者之间的相似性度量可以由欧几里得距离表示，如下式：

$$D(\vec{z}, \vec{m}) = \left[(\vec{z} - \vec{m})^T (\vec{z} - \vec{m}) \right]^{1/2} \quad (2-1)$$

其中， \vec{z} 表示图像中任一像素点的 RGB 值构成的列向量， T 是指定的阈值。

$D(\vec{z}, \vec{m}) \leq T$ 的点的轨迹是一个半径为 T 的实心球体，具体可见图 2-3(a)。

也可以用 Mahalanobis 距离表示相似性度量

$$D(\vec{z}, \vec{m}) = \left[(\vec{z} - \vec{m})^T C^{-1} (\vec{z} - \vec{m}) \right]^{1/2} \quad (2-2)$$

其中, C 是带分割的彩色的样值表示的协方差矩阵。 $D(\vec{z}, \vec{m}) \leq T$ 的点的轨迹是一个实心椭球, 如图 2-3(b)所示。

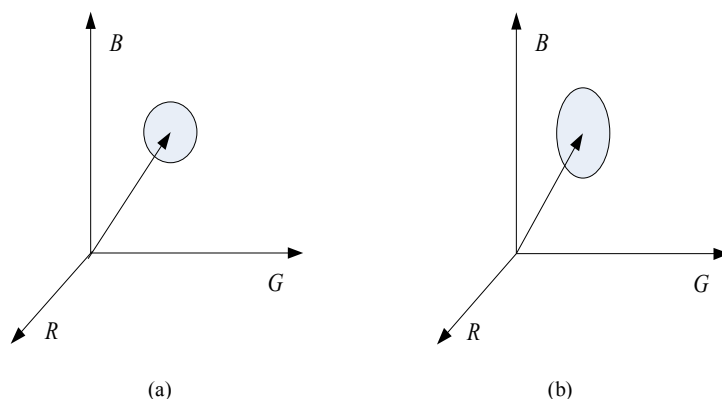


图 2-3 RGB 向量空间的图像分割中两种数据聚合方式: (a)欧几里得距离; (b) Mahalanobis 距离

RGB 向量空间中的分割用于激光条纹的分割并不尽如人意。这是因为激光散射形成的散斑, 相干造成的条纹明暗变化, 还有环境光照变化等因素, 使得一个 RGB 向量并不能完全表征激光的色彩, 以至于影响分割的质量。所以, 一些针对该方法的改进也随之产生。例如, K. H. Strobl^[24]首先在一个干净背景里得到激光的颜色特征, 并编制成对照表, 根据图像上的像素点是否在此表的彩色范围内, 作出是否属于激光条纹的判断。不过, 这样虽然排除了光照影响, 但激光散射和干涉的影响还是不能完全消除, 从而影响后续得到的激光线的光滑性。

2.1.2 其他向量空间的图像分割

RGB 向量空间有时并不容易显现出我们需要的信息, 但如果其稍作变换, 就可以得到一个新的更适合反映激光线特征的向量空间。例如, H. Ta 等^[25]使用 YCbCr 和 HSI 空间相结合来分割激光。其主要利用 Cb(蓝色色度分量)、Cr(红色色度分量), 以及 H(Hue, 色调)、S(Saturation, 饱和度)分量, 本质还是着眼于激光的颜色特征与背景不同的特点。但 HSI 模型是 RGB 的非线性变换, 各分量的分布并不是均匀的, 很容易产生奇异值, 甚至于 RGB 空间的一个小波动就会导致 HSI 空间向量值的跳变, 这对分割的影响很不利。此时, RGB 的线性变换空间就显出了巨大优势。刘念聪^[26]在对焊缝图像的处理中就使 RGB 线性变换到 YUV 空间, 根据色度信息 U、V 二维独立分布对亮度信息 Y 影响最小的性质进行分割。

矢量值技术基于彩色空间包含相对可观的信息，使用颜色作为特征进行分割，取得了一定成绩。但是，颜色对于光照的变化很敏感，因此，如果应用环境下光照变化较大，应该采用其他特征进行处理。同时，矢量值技术的理论基础还有待进一步的研究^[22]。

2.2 单色值技术

根据瑞利定律^[27]得到：分子散射（介质比较透明，微粒的直径小于可见光波长）光强度反比于波长的四次方，红色光波部分波长比较长，散射强度比较小，耗散的能量较少。而且，红色在人眼视觉里引起的响应很大^[23]。故而一般主动视觉系统中选用的是红色激光器。现在的基于单色值技术的激光线提取方法或直接选取原始图像的红色分量作为新的灰度图像，或者在 CCD 相机前加上一个作用波长与所用红色激光波长匹配的滤光片，进而得到一个灰度图像。后一种方式获取的图像比前者清晰、噪声更少，相应的代价也高。

近年来科研人员提出了很多激光线提取方法，例如，Izquierdo 等根据激光光场的物理特性得出图像上激光条纹的横截面是 Gauss 分布，先用一个大小、形状与光线宽度匹配的窗口选定激光线位置，从而求出像素级质心来近似光线中心，最后多项式拟合得到激光曲线，精度小于一个像素^[28,29]。A. Robinson 等首先假设激光图像的各行或列式独立分布的，然后给出了几种激光线精确提取的方法，如高斯近似法、灰度质心法、线性近似法等，但鲁棒性不好，受到噪声干扰时会出错，发生检错点或得到的焊缝曲线不连续的错误^[30]。Fisher 等也给出了高斯近似法、灰度质心法、线性近似等五种方法的对比^[31]，Haug 等人证明了灰度质心方法是最优的^[32]。Strobl 等则利用 Sobel 算子进行边缘检测后，通过查找事先制定好的激光颜色对照表和限制焊缝宽度范围来剔除错误的边缘点，最后求出灰度质心得到激光线^[24]。Li 等根据激光亮度分布及连续性限制来提取质心得到激光线^[33,34]。Rubén Usamentiaga 等人在上述假设和方法的基础上，认为图像上激光线和背景亮度差别相当大，所以使用全局和局部搜索到激光区域后求取灰度质心，然后进行拟合、连接成激光曲线^[35-37]。Ofner 使用随机行走算法得到激光条纹的中心点，之后插值或拟合得到激光线^[37-39]。Forest 等利用有限冲激响应（Finite Impulse Response, FIR）滤波器的方法，通过检测检测激光条纹峰值点来提取激光线^[40-41]。

以上方法是建立在利用图像局部信息的基础上，易受外界影响，参数调整也较为麻烦。以灰度质心方法为例。质心公式为

$$x_0 = \frac{\sum_j \sum_i^m if(i,j)}{\sum_j \sum_i^m f(i,j)}$$

$$y_0 = \frac{\sum_j \sum_i^m jf(i,j)}{\sum_j \sum_i^m f(i,j)}$$
(2-3)

其中， (x_0, y_0) 为质心， $f(i, j)$ 为图像在点 (i, j) 的像素值， m, n 为窗口大小。可以看出，其受所选取窗口的大小影响较大，且不能兼顾数据的光滑性。而高斯近似、线性近似等拟合方法在兼顾光滑性和准确性时，更需要仔细地调整参数。

鉴于此，一些研究者的目光开始转向基于全局信息的激光线提取方法。如 Furukawa 和 Kawasaki 利用图像差分来提取激光线^[42]。同时，Zhang 等对图像建立了隐马尔科夫模型 (Hidden Markov Model, HMM)，由此来提取激光线^[43]。Schnee 等建立了两个模型：弹簧模型和 snake 模型，做到了激光线准确、光滑地分割，即使激光条纹本身有明暗变化也依然适用，避免了基于微分方程能量最小化的分割方式的固有缺点^[44]。Lei Zhang 等也认为激光线剖面是 Gauss 分布，采用全局信息进行 Ostu 阈值分割后，对激光线骨架提取，在此基础上，利用局部信息，沿激光法线方向计算区域灰度分布的质心，连接成曲线^[45]。本文早期工作采取的思路和其有些共同点，也是先阈值分割、再形态学细化。算法的流程图如图 2-4 所示，形态学细化后的工作属于焊缝定位，在第四章将涉及。2.3 节给出了其分割算法的简要介绍和结果展示。

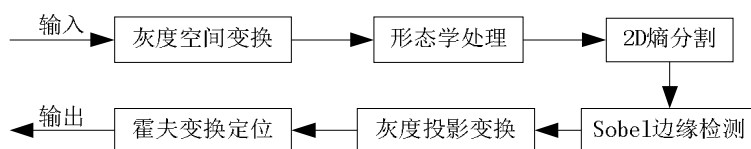


图 2-4 本文早期采用激光线提取思路框图

2.3 基于最大 2D 熵分割的激光线提取技术

依据上节思路,可以看出,激光线提取的精度主要取决于分割算法的好坏。这里采用的是阈值分割技术。

阈值分割技术是一种非常流行的图像分割方法,它以图像直方图信息为主导,具备原理清晰、表述简单、运算快捷、效果良好等优点,因此一直受到研究人员的青睐,在实际应用场合中尤为明显。从本质上看,阈值分割方法基本上可以分为六大类:基于熵的方法、基于聚类的方法、基于直方图形态的方法、基于目标属性的方法、空间方法和局部方法。在这些技术中,Otsu 阈值法和熵阈值法是应用最广的两种方法。它们阐释了阈值分割的本质:先给出各种各样合理的目标函数,再最大化或最小化该目标函数来得到最佳分割阈值^[46]。

Otsu^[47]阈值法 1978 年由提出。Kittler 和 Illingworth^[48]的实验揭示:当图像中目标与背景的大小之比很小时方法失效。1980 年 Pun^[49]提出最大后验熵上限法;1985 年 Kapur 等^[50]提出了最大熵阈值选取法;1989 年 Abutaleb^[51]将 Kapur 等提出的一维最大熵法推广至二维情形,即利用像素的灰度值及其邻域平均灰度值构成的二维直方图确定熵。

由于在我们获取的图像中,主要分为激光(“十”字激光线前景)和塔筒(背景)两大类,而且二者各自的亮度分布相对连续、均匀,分为亮度和大小之比差别都较为明显的两类,所以本文决定使用二维最大熵法分割。图 2-5 展示该算法的效果。

值得注意的一点是,我们分割的灰度图像是由原彩色图像经过灰度空间变换得到的一个单色值图像,而不是简单地取红分量。这是因为直接利用 RGB 图像的 R 分量有时对于激光线的提取并不是最合适的。比如,在光照比较明亮的情况下,图像背景某些区域上可能会出现会呈现白色,而白色的红分量值是很难和激光条纹的红分量值区分的。此时若继续使用红分量提取激光线,只会引入更多噪声。也有研究进行转换,在其它灰度空间来提取激光线,但都是基于经验来选取的,局限性较大。当然,也可以通过 CCD 镜头前加滤光片来解决,不过这样一来开销变大,对不同波长的激光又需要不同的滤光片,不方便,鲁棒性差。

不同于上述所有方法,我们给出了一个求解最优灰度空间变换的模型。像图 2-5 中的最优灰度空间是 R-G。其来由及计算模型将在第三章做出详细介绍。

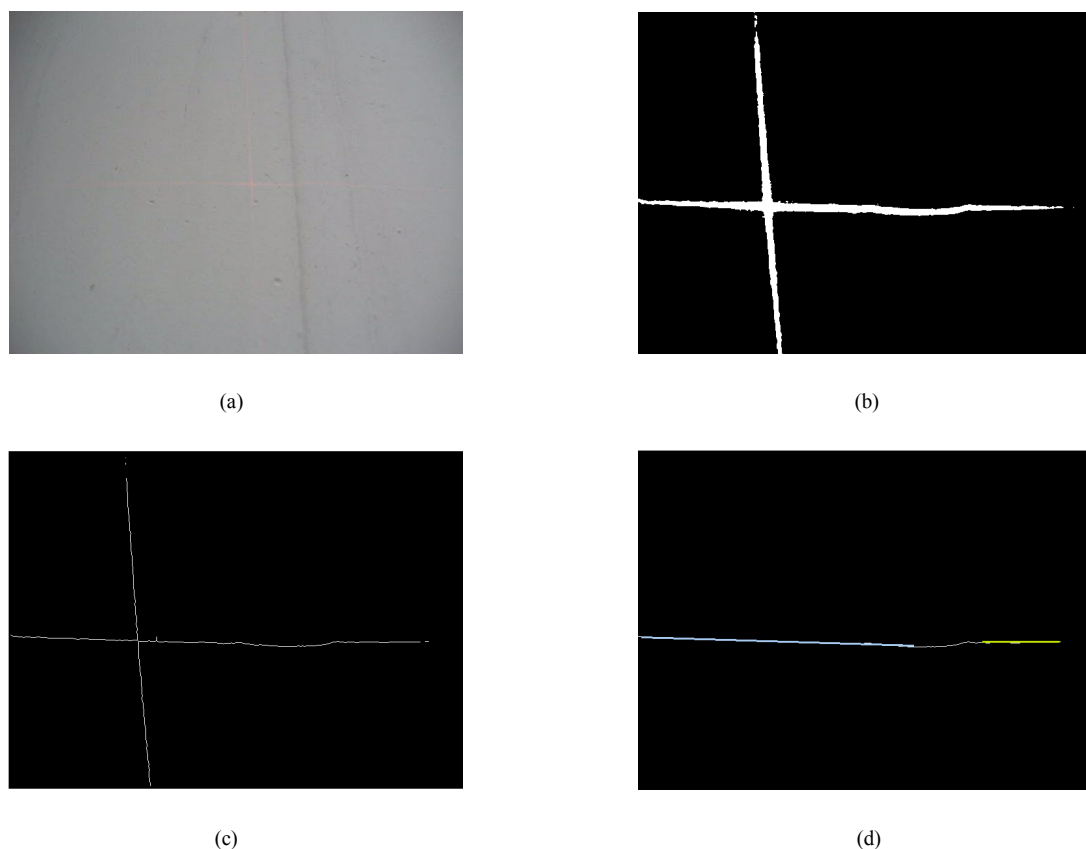


图 2-5 本文前期工作提出的激光线提取算法: (a)原图像; (b) 2D 最大熵分割得到的图像; (c)形态学滤波后的图像; (d)细化后得到的激光线.

从图 2-5 中可以看出, 得到的激光线光滑性不是很好, 这对下一步流程的焊缝定位至关重要。当然也可采取拟合的措施来弥补, 但又必须仔细调整参数, 权衡好光滑性和准确性的关系, 难免复杂, 影响效率。

在以前研究的基础上, 我们采用最小熵模型来进行灰度空间转换, 选取最优的单色值空间, 以便实现更好地将目标与背景进行分离的目的。之后又进行基于最小熵模型的盲目反卷积来恢复图像, 使得至少其中每行或每列的最大值点回到激光条纹中心线的位置上。最后, 提取这些点组成曲线, 完成激光线提取或分割。以上过程充分利用图像局部和全局信息, 不需要刻意调整参数, 既可以得到更为准确的分割结果, 还能保证激光线的光滑性以及算法的鲁棒性, 尤其在低信噪比的条件下效果更好。当然, 利用霍夫变换(Hough Transform, HT)定位的效果也不好, 如图 2-5(d)所示, 不过这将在第四章中专门讨论。下一章则介绍基于最小熵模型的激光线提取算法。

第三章 基于最小熵模型的激光线提取算法

本章主要讲述基于最小熵的激光线提取算法。激光的优良特性是单色性好，能量集中度高，最小熵模型就是围绕着能量集中度展开的。下面先介绍基于最小熵模型的最优单色值空间选取。

3.1 基于最小熵模型的最优单色值空间选取

有的时候，RGB 彩色空间并不能很清晰地显示出我们所注重的图像的某部分信息，这时转换到另一个空间或许能更好地凸显想要的特征，更有利于分割、提取。已经有很多人在这方面做了不少工作。例如，Ohta、Kanade、Sakai 通过 $K-L$ 变换将 RGB 空间转换到 $I_1I_2I_3$ 空间，并利用 I_1, I_2 分量获得了对彩色图像最好的分割结果^[52]；清华大学的章毓晋等基于 HSI 空间三分量的独立性，将彩色图像从 RGB 空间转换到 HSI 空间进行了分割^[53]；空军工程大学的李峰先将图像 RGB 空间转换为 HSV 空间，然后对色度使用 $K-L$ 变换使其降为一维后使用 Ostu 阈值法分割图像^[54]。他们都是根据一定的准则来进行空间变换的，本文也分别对焊缝图像试验了上述方法，但效果都很不好，说明针对焊缝图像应另立一个准则来变换空间。

这里我们选择将焊缝图像从 RGB 空间投影到一个 RGB 空间的线性组合而成的灰度空间，目的是为了凸显激光线特征，使之能更好地分割，从而提取到更完整的激光线信息，为更准确地定位焊缝做好铺垫。之所以选择 RGB 向量空间的线性变换，是因为：（1）线性变换不会像非线性变换一样小的输入引起大的跳变；（2）线性变换不存在非线性变换可能出现的奇异值点及间断；（3）从计算的角度看，线性变换花费的时间最少^[55]。

对于一幅尺寸 $M \times N$ 的彩色焊缝图像 f_{ij} ，每个像素点的三原色值分别为 R_{ij} （红分量）， G_{ij} （绿分量）， B_{ij} （蓝分量）。定义线性变换如下：

$$F_{ij} = \omega_r R_{ij} + \omega_g G_{ij} + \omega_b B_{ij} \quad (3-1)$$

其中， F_{ij} 是变换后得到的单色值图像， $i = 1, 2, \dots, M$ ， $j = 1, 2, \dots, N$ ， ω_r ,

$\omega_g, \omega_b \in R$ 。显然，这是一个优化问题，寻找一个目标函数来衡量哪种组合 $\{\omega_r, \omega_g, \omega_b\}$ 最好成为关键。

由于激光的能量分布十分集中，并且呈现出简练的结构，所以我们建立的目标函数应该可以刻画出激光这两个特性，使得转换空间后，焊缝图像中激光条纹部分与背景部分应该对比度或区分度很大，显得图像很不平滑。也就是说，图像信号是由一小部分高强度的近似脉冲的项和绝大部分强度很弱的项构成的，表现出一种简约性。对应到灰度值矩阵，就是图像绝大部分像素值很小，激光线处及附近的像素值相当大。如示意图 3-1 所示。最优化目标函数得到的单色值图像应具有这种特征，也就是说激光条纹和背景的对比度很高。因此目标函数应该是衡量对比度的函数。

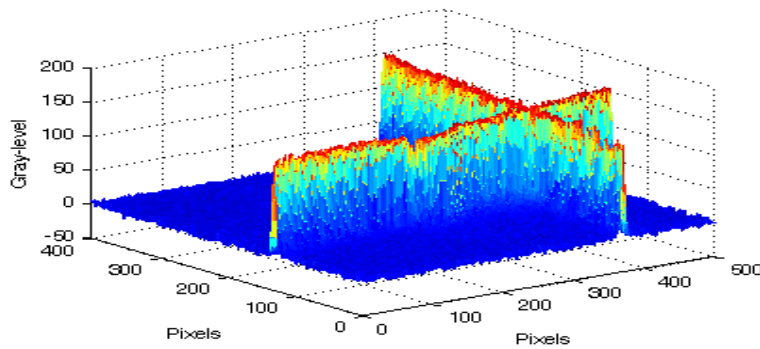


图 3-1 激光条纹处灰度值与背景灰度值 3-D 对比示意图

在图 3-1 中可以看出，激光条纹内的像素值接近它们的平均值，在它们所属区域，对比度高，能量集中，波形陡峭，峭度高。故使用峭度定义目标函数来反映对比度是一种合理的选择^[56]，形式如下式

$$K = \frac{\kappa_4}{\kappa_2^2} = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3 \quad (3-2)$$

上述定义中峭度 K 被定义为四阶累积量 κ_4 除以二阶累积量 κ_2 的平方 κ_2^2 ，它等于四阶中心矩 μ_4 除以概率分布方差 σ^2 的平方 σ^4 再减去 3。特殊地，正态分布的峭度为 0。

式 (3-2) 中， K 刻画了图像的能量集中程度和结构化程度。 K 越大，转换后的单色值图像的灰度值分布越有序，对应的结构化程度和能量集中度越高，光强的变化梯度越大，从总体来看点像越尖锐，熵越小；反之，灰度值分布越

失序，对应的结构化程度和能量集中度越小，光强的变化梯度越小，从总体来看点像越平坦，熵越大。最后，当 K 达到最大值，在单色值图像灰度值矩阵中，只有少数元素拥有很大的值，而其他元素接近零值。在统计学的因子分析中，这种变换最早由 Kaiser 提出，是一种访查最大正交旋转方法，其目的是使一个矩阵中少数元素取尽可能大的值，而其他元素尽量接近零值^[57]。Wiggins 据此将这种方法用于地震信号反卷积处理^[58]，并从信息论的角度称之为最小熵方法。González 等从信号能量守恒的角度加以解读，认为这种方法使得信号的能量从大多数分量转移到少数分量上，故而熵随着 K 变大而变小^[59]。基于此，我们把求解提取激光线的最佳单色值空间的模型也称为最小熵模型。

然而，当 K 小于 0 或信号是脉冲源时，最小化比最大化更适合实现我们的目的^[60,61]，所以可修改式 (3-2) 为

$$K = \left(\frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3 \right)^2 \quad (3-3)$$

将变换后得到的单色值图像 F_{ij} 看成是多通道信号 (N 段，每段有 M 个分量)，则有

$$K = \left(\sum_{j=1}^N \frac{\sum_{i=1}^M (F_{ij} - \mu_j)^4}{\left(\sum_{i=1}^M (F_{ij} - \mu_j)^2 \right)^2} - 3 \right)^2 \quad (3-4)$$

其中， μ_j 是图像 F_{ij} 第 j 列的均值。

欲求 V 最大值，只需令

$$\frac{\partial K}{\partial \omega_r} = 0, \quad \frac{\partial K}{\partial \omega_g} = 0, \quad \frac{\partial K}{\partial \omega_b} = 0 \quad (3-5)$$

显然，求解上式十分麻烦，借鉴 Robert T. Collins 等人的做法^[62]，将(3-1)式中线性组合的系数 $\{\omega_r, \omega_g, \omega_b\}$ 在整数域均匀采样，且都限制为 $[-2, 2]$ 之间的整数（三个系数不能同时为 0），然后穷举求解(3-5)式。这样既保证了对 RGB 空间采样时的均匀性，提高了计算速度，又涵盖了一些常用的色彩空间或模型看，如 R+G+B, R-B 等。考虑到所用激光一般都是红色的，所以限定参数 $\omega_r \geq 0$ ，亦即 $\omega_r \in \{0, 1, 2\}$ ， $\omega_g, \omega_b \in \{-2, -1, 0, 1, 2\}$ ， $(\omega_r, \omega_g, \omega_b) \neq (0, 0, 0)$ 。所有的像素值最后都归一化到 $[0, 255]$ 。随机取一帧焊缝图像，计算结果显示适合的灰度空间是 2R-G-B，效果如图 3-2 所示。可以看出，处理后激光条纹十分突出，

背影也近乎被完全抹去。

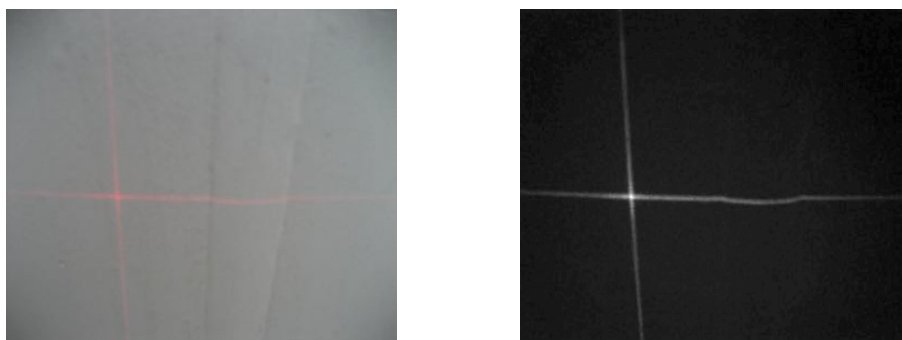


图 3-2 原 RGB 空间和转换到最优灰度空间后的焊缝图像

另外考虑一种特殊情况：如果最优单色值空间有多个，图像某个像素点的值就选择该点具有最小绝对值的那个空间中的值。这种选择是考虑到变换后激光条纹被突出，背景被抑制——对激光条纹上的像素点而言，其值很大，即使取所有空间的最小值，依然和最大值相差不大，不影响突出效果；但对背景中的像素点而言，其值较小，就应该取更小，尽最大可能的抑制背景亮度。

得到合适的单色值图像后，下一步要对激光条纹采取措施提取激光线。

在介绍本文采取的措施之前，有必要详细地了解下焊缝图像中的各种常见噪声源。

3.2 图像噪声源

噪声无处不在。风电机塔筒或石化储油罐上面的灰尘、表面的锈迹、污物、缺陷，强烈的光照等等在 CCD 拍摄的图像里都有可能变为噪声。除此外在的环境因素以外，主动视觉系统中的内在因素——CCD 相机和激光则成了两个主要噪声源。

3.2.1 CCD 引起的噪声

标准的 CCD 相机都会因为图像传感器元件的固有性质而产生电气噪声和量化噪声，如颗粒噪声、暗电流噪声等，无法避免。在信噪比较低，也就是激光条纹亮度较暗时，电气噪声和量化噪声对激光线提取会有很大影响^[41]。

另外，光学成像系统的固有性质还会形成两个影响图像成像质量的重要因素，分别是：

一，光能扩散。对一个点光源来说，使用任何光学系统来成像都是一个有一定大小的弥散斑，像点会发生扩散，其光能分布函数称为点扩散函数，如图 3-3(a)。而对物平面内的一条线光源来说，其在像平面的光能分布函数是由一条直线上的无数个点的点扩散函数集合而成，称为线扩散函数，如图 3-3(b)。点扩散函数或线扩散函数反映了所属光学系统的光能扩散效果^[63]。

二，强激光辐照引起 CCD 的光学和电学性能退化^[64, 65]。其中光学性能退化主要表现为光饱和和光饱和串音现象，前者是光辐照区域出现饱和，信号输出为最大值，出现截断效应；后者不仅是光辐照区饱和，未被光辐照的区域也有信号输出，甚至 CCD 全域处于饱和，从而影响采集像的质量；而电学性能的退化主要表现为半导体材料电学参量的改变。如示意图 3-4。连续波激光比脉冲激光更能实现光饱和。

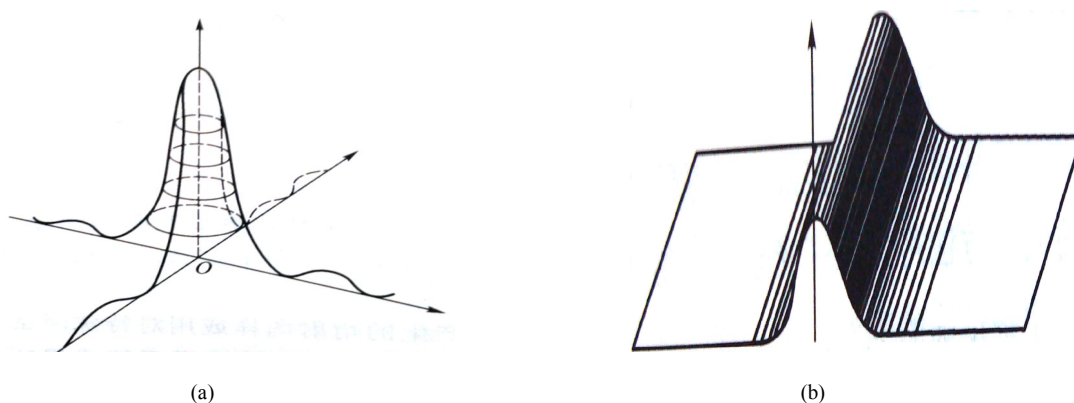


图 3-3 光能分布函数：(a)点扩散函数；(b)线扩散函数。

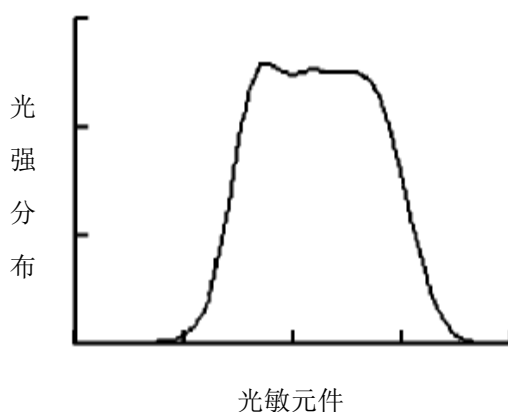


图 3-4 光饱和及光饱和串音

3.2.2 激光散斑噪声

除 CCD 会形成噪声外，激光散射形成的散斑也会对焊缝定位造成干扰。

激光自散射体的表面漫反射或通过一个透明散射体（例如毛玻璃）时，在散射表面或附近的光场中可以观察到一种无规律分布的亮暗斑点，称为激光散斑（laser speckles）或斑纹。散斑场按光路分为两种，一种散斑场是在自由空间中传播而形成的（也称客观散斑），另一种是由透镜成像形成的（也称主观散斑）。这里主要是客观散斑，会使成像系统的分辨率降低。散斑和散射体表面的粗糙程度及激光的颜色有关。

当一束激光照射到塔筒表面（朗伯表面，既非镜面，也不透明）时，就会产生散射，用光电耦合器(CCD)作为光敏器件,接收的也有散射光强。当塔筒表面粗糙度参数均匀时，散射体应该是稳定的。此时激光束投射到粗糙表面上的光斑移动时 CCD 所接收到的光子量是一个近似平稳的正态过程。在某时刻，CCD 得到的图片上将出现一条近似正态分布的散射光带^[66]。

弱粗糙表面因为散射光的相干受加而会引起在镜反射方向附近的边凸现象，破坏了散射光强分布的高斯性^[67]。

这会造成激光线附近出现多个极大值，干扰十字激光线的分割、提取。这个干扰是无法消除的。不过散斑与入射角度有一定的关系^[56]，选取合适的入射角度可降低散斑干扰，从而提高精度。这需要兼顾好入射角度和 CCD 镜头角度的调整，做到既能有效地测量到焊缝处曲线，又能降低散斑干扰。使用高低通滤波器也会有一定的作用。

以上的噪声源叠加在一起作用于焊缝图像，使得激光亮度发生相长和相消干涉，从而造成激光条纹本身在图像中看起来明暗变化，也为图像添加了不少不必要的峰值点。这些峰值点干扰了激光条纹的分布——本来由于点光源经椭圆棱镜的折射形成的激光条纹及其剖面服从高斯分布，理想情况下，激光条纹亮度比背景像素亮度大很多，图像的亮度峰值点都位于激光条纹的中心，只需找出这些点即完成激光线的提取。然而，噪声增添了额外的峰值点，也破坏了激光条纹中心位置的峰值点，这使得我们必须采取某些措施来抹去这些多余峰值点的信息，同时恢复原始的峰值点信息。下一节将介绍这些措施。

3.3 最小熵盲目反卷积模型

理想情况下，“十”字激光的亮度分布如图 3-5 所示。它是由水平方向激光和垂直方向激光的亮度分布叠加而成。两个方向的激光亮度分布相对独立且自身和剖面都服从高斯分布。当激光束打到平滑的物体表面时，条纹形状会随着该表面的几何形状而发生改变，但亮度分布几乎不会改变。此时，无论水平方向，还是垂直方向，激光亮度的所有峰值点都处在激光条纹的中心线上，只需采取一些措施找到这些点，连接起来就可完成准确提取激光线的任务。然而，实际环境下这是不可能的。首先，本文研究的塔筒等物体表面一般都不平滑，激光照在其上就会发生散射而产生散斑，这必然改变图像上激光条纹的亮度分布。其次，上一小节提到的各种噪声干扰也是无法回避的。综合起来，得到的焊缝图像的亮度峰值点很多已经不在位于激光条纹的中心线上了。这种状况对于将图像转换灰度空间后得到的灰度图像亦是如此。如图 3-6 所示。

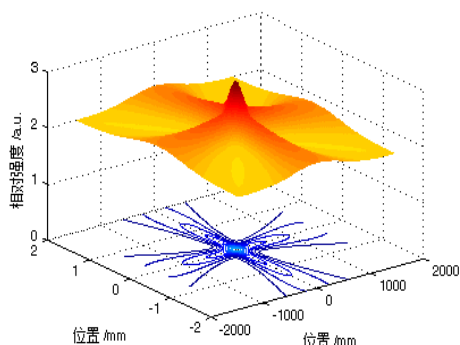


图 3-5 “十”字激光强度分布仿真

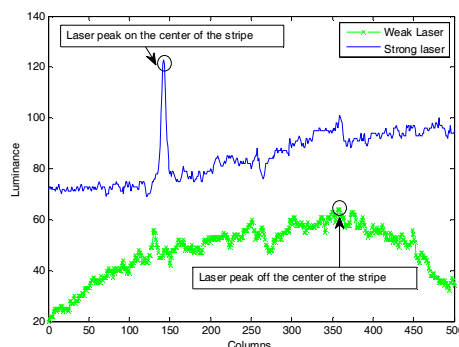


图 3-6 激光峰值点位置分布示意

显然，这是已不能单纯的靠以前研究所采取的寻找峰值点来解决这个问题了。可以看出，若是我们能采取措施，让那些偏离理想位置的峰值点回到激光条纹中心线相应的位置，那么以前的方法依然可用，成果依然可以继承——直接找出所有峰值点就行了。上述过程实际是一个图像反降晰过程——至少要保证那些峰值点可以回到原来位置。从信号处理的角度讲，该图像反降晰过程就是一个盲目反卷积过程。

如果我们只关注那些峰值点的复原，那么反降晰应该使得激光条纹分散的能量重新集中在其中心线周围，尽可能地靠拢中心线，并使得能量的峰值点位于中心线上。这样，当完成反降晰过程时，恢复的图像信号应该呈现出多组的

间隔接近的窄带脉冲，而脉冲的顶点正好对应激光条纹中心线位置。显然，这样的图像信号最不光滑、最稀疏，有序性也最好，信息熵同时最小，对应式(3-2)中峭度 V 最大。于是，该反降晰过程可以使用基于最小熵模型的盲目反卷积来求解。由于图像是二维信号，所以下面建立 2D 反卷积模型^[68-70]，如图 3-7 所示。

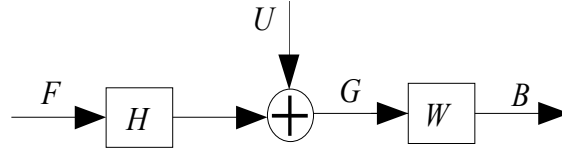


图 3-7 2D 反卷积模型

注: '+' 可以是乘法运算、加法运算，或者其他运算。

用公式表示如下

$$G = U(H * F) \quad (3-6)$$

$$B = W * G \quad (3-7)$$

因为图像是离散的，所以其下标从 1 开始，上述两式变成

$$G_{ij} = U \left(\sum_{k,l} H_{kl} F_{i-k+1, j-l+1} \right) \quad (3-8)$$

$$B_{ij} = \sum_{k,l} W_{kl} G_{i-k+1, j-l+1} \quad (3-9)$$

其中，

- F 表示激光条纹。
- H 表示光学成像系统的点扩散函数。
- U 表示噪声。
- G 表示焊缝图像。
- $*$ 表示卷积算子。
- (i, j) 是二维离散空间坐标。
- W 表示 FIR 滤波器，它是一个因果滤波器，即 i, j 任一个小于 1 时， W 为 0；而且 $W * H \approx \delta_{i-\Delta i, j-\Delta j}$ ，其中 δ_{ij} 是克罗内克函数^[71]， $\Delta i, \Delta j$ 表示相位延迟。
- B 表示复原后的图像。

解卷积的目的就是通过最大化峭度 K 找到最优的卷积核 W 使得

$B_{ij} \approx \alpha F_{i-\Delta_i, j-\Delta_j}$, α 为尺度函数, 也就是说 K 是 W 的函数。如同第一小节一样, 依然将图像 B_{ij} 看成是多通道信号 (N 段, 每段有 M 个元素), 第 j 列的均值为 μ_{B_j} , 则有

$$K = O(W_{k,l}) = \left(\sum_{j=1}^N \frac{\sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{B_j})^4}{\left(\sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{B_j})^2 \right)^2} - 3 \right)^2 \quad (3-9)$$

当然, 也可以将图像 B_{ij} 看成 M 段, 每段有 N 个元素的多通道信号。

2D 盲目反卷积一旦解得基本就是唯一解, 然而最大化上式的计算是很困难的。而且, 这一过程会使水平方向和竖直方向激光条纹相干, 产生交叉项干扰, 不利于下一步的工作。这个问题可以通过将 2D 盲目反卷积模型转换为多通道信号的盲目反卷积模型来解决。后者的思路是将 FIR 滤波器 $W_{k,l}$ 简化为 1D 滤波器 W_k , 只是分别作用于图像 G_{ij} 每列或每行。如此一来, 对图像水平方向的操作就与对图像竖直方向的操作完全独立, 相应地, 水平方向和竖直方向的激光条纹的复原工作也并行不悖, 一方的操作增强对应方向激光条纹的同时会抑制另一方向的激光条纹信息, 符合二者本来正交的物理实际。而且对于水平方向 (或竖直方向) 内部的每列 (或每行) 而言, 它们之间的操作互不相关, 又因为同一个卷积核作用而保持了一致性, 既保证了激光线提取的准确性, 也保持了激光线原有的光滑性。对图像这两个方向的操作是分别进行的。以对图像水平方向的操作为例, 图 3-7 的模型可以修改为图 3-8 所示。用公式表示就是

$$B_{ij} = \sum_{k=1}^L W_k G_{i-k+1, j} \quad (3-10)$$

$$\sum_{k=1}^L W_k^2 = 1 \quad (3-11)$$

$$K = O(W_k) = \left(\sum_{j=1}^N \frac{\sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{B_j})^4}{\left(\sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{B_j})^2 \right)^2} - 3 \right)^2 \quad (3-12)$$

其中, L 是 FIR 滤波器的阶数。考虑到我们解卷积是为了使得激光条纹的能量更集中, 方便起见, 要求该过程前后能量守恒, 从而激光条纹会占有更大比例

的图像能量，式 (3-11) 的限制条件保证了这一要求。这一点可以由卷积定理和帕斯瓦尔定理得到（即信号时域能量与频域能量相等，而 FIR 滤波器 W_k 的能量为 1）。

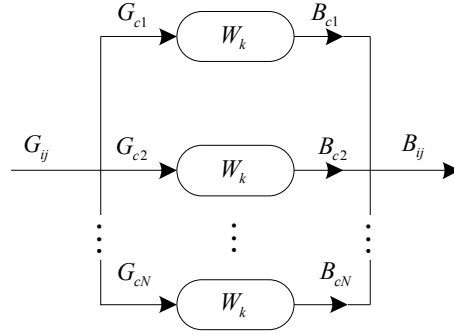


图 3-8 多通道信号的反卷积模型

对式 (3-12) 求最值，可通过取偏微分为 0 来得到，如下式

$$\frac{\partial O(W_k)}{\partial W_k} = 0 \quad (3-13)$$

也即是

$$\sum_{l=1}^L W_l \sum_{j=1}^N V_j U_j^{-1} \sum_{i=1}^M G_{i-l,j} G_{i-k,j} = \sum_{j=1}^N U_j^{-2} \sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{Bj})^3 G_{i-k,j} \quad (3-14)$$

其中

$$U_j = \sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{Bj})^2 \quad (3-15)$$

$$V_j = \frac{\sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{Bj})^4}{\left(\sum_{i=1}^M (B_{ij} - \mu_{Bj})^2 \right)^2} \quad (3-16)$$

写成矩阵形式

$$AW = b \quad (3-17)$$

上式中， A 是由输入图像 G_{ij} 信号自相关的加权和组成的自相关矩阵， b 是由输出图像信号 B_{ij} 三次方和输入图像 G_{ij} 互相关的加权和组成的互相关向量。给定 W_k 一个初始估计，然后代入式 (3-10)，求得的 B_{ij} 再代入式 (3-16) 或 (3-17)，如此经过多次迭代解得 W_k 的一个局部最优解。

MED 算法的一般步骤如表 3-1 所示。

表 3-1 MED 算法步骤

1. 初始化自适应FIR滤波器，令 $W_k = [1 \ 1 \ \dots \ 1 \ \dots \ 1 \ 1]^T / \sqrt{L}$ ， $K = 0$ 。
2. 将 W_k 代入式 (3-10)，计算出 B_{ij} 。
3. 将 B_{ij} 代入式 (3-16) 或 (3-17)，计算出 W_k ，对 W_k 归一化；
4. 将 B_{ij} 代入式 (3-12)，计算峭度 K 的值，并求出与上次迭代所得峭度的差 ΔK ；
5. 判断迭代次数是否达到设定次数，以及 ΔK 是否小于设定的阈值。若二者都不满足，重复步骤2和步骤3；否则，算法结束。

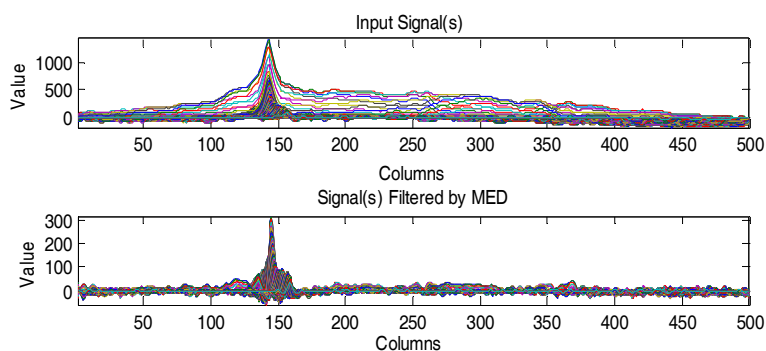


图 3-9 反卷积前后输入与输出信号能量集中度对比

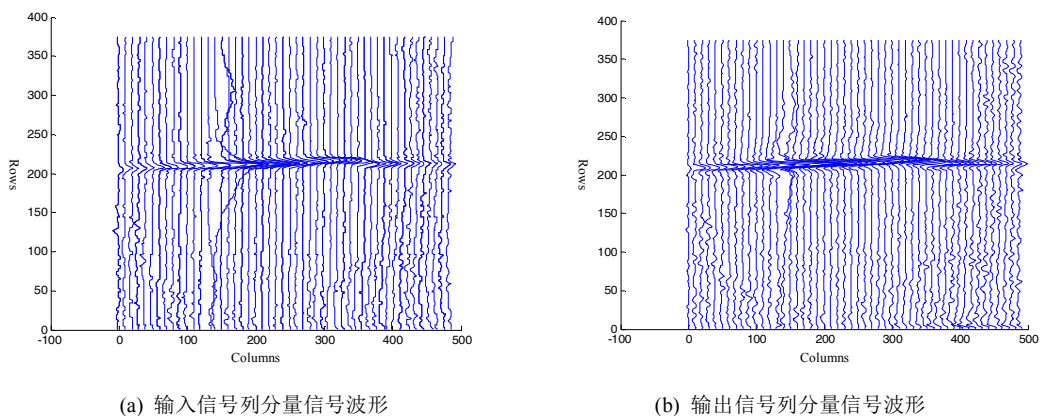


图 3-10 反卷积前后输入与输出图像列分量信号波形对比

图 3-9 给出了使用 MED 算法后输入图像与输出图像信号的能量集中度对比（从列的方向来看）。可以看出，滤波后的信号比输入信号的能量集中许多。

图 3-10 从另一角度对比了反卷积前后输入输出图像信号的能量集中度（将图像列分量信号的波形分别显示出来，步长为 50）。

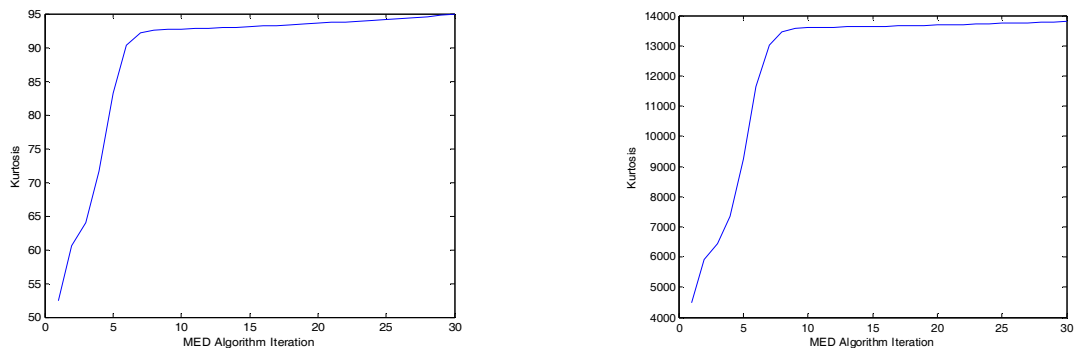
图中输出信号的波形除值较大的尖峰脉冲外，还有一些卷积所致的小“波浪”，卷积过程中的重叠移位相加，不可避免地会使得到的波形产生一些小的起伏，可以用高斯低通滤波器来平滑。高斯滤波器能在平滑的同时不改变图像总体灰度分布特性。

实验表明，MED 算法的效果很好，但其运行速度与其中两个参数密切相关：

一、FIR 滤波器阶数 L 的大小。由式 (3-10) 知道 B_{ij} 是 W_k 和 G_{ij} 重叠移位相加得来的，当 $L=1$ 时，滤波器不起作用，当 $L \geq M$ 时滤波器后面的 $L-M+1$ 个元素不起作用，故取 $1 < L < M$ 。一般情况下， L 越大，计算的峭度 K 越容易收敛到一个较高的值上，但超过一定值时就几乎不起作用了，对峭度值的改变就微乎其微了。而且，较大的 L 可能会抑制输入信号中有用的较弱的信息，同时也耗费较多的计算时间。一个合适的 L 值应既能收敛到一个较高的峭度，也照顾到信息的有效表达，还不影响运算速度。最后一条在实际应用中十分重要。不过，以前的研究并未给出一个合适的 L 值选择标准，都是基于经验而来，如 González 等建议选择多通道信号每段元素数目的 50%~100% 作为 L 的值^[59]。在本文的问题中，根据经验，选择 $L=5\%M$ 就足够合适了。

二、自适应 FIR 滤波器初值的选择。以前的研究一般都采取 Wiggins 给出的初值 $W_k = [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 1 \ 0 \ \dots \ 0 \ 0]^T$ ，即取 W_k 为一个单位向量^[58]。但这样容易使反卷积的解容易陷入一个不太好的局部解，且收敛很慢。如果改取初值为 $W_k = [1 \ 1 \ \dots \ 1 \ \dots \ 1 \ 1]^T / \sqrt{L}$ ，即各元素的值相等，就能防止过早地陷入局部解，也会大大加快收敛速度，迭代更多次数，而且最后得到 K 值更大。如图 3-11。

对图像中垂直方向激光条纹的复原和上述的步骤、过程基本一致，只需在反卷积时将 G_{ij} 换作其转置 G_{ij}^T ，然后将计算结果转置回来即可，不再赘述。



(a) 滤波器初始值为单位向量的迭代情况

(b) 滤波器各元素初始值相等时的迭代情况

图 3-11 滤波器取不同初始值时迭代情况对比

3.4 激光线提取对比实验

还是以水平方向的激光线提取为例。

上述反卷积操作执行以后，对解卷积后得到的图像信号而言，其中的水平方向的激光条纹信息被增强，也就是每列的峰值点被复原到原来位置，垂直方向的激光条纹信息则被抑制。所以对输出图像直接取每列的最大值即可提取出水平方向的激光线。但它还不能作为最终结果，因为其相对于激光条纹的中心线位置有段位移，该位移可以由 2D 卷积定理求出。如下式所示，

$$W_k * G_{ij} = \begin{bmatrix} B_{ij} \\ Z \end{bmatrix} \quad (3-18)$$

那么有

$$P_G = P_B - P_W \quad (3-19)$$

所以，

$$\Delta i = -P_W, \quad \Delta j = 0 \quad (3-20)$$

其中， Z 是 $(L-1) \times N$ 的零阵， P_B 是 B_{ij} 的相位， P_G 是 G_{ij} 的相位， P_W 是 W_k 的相位， $\Delta i, \Delta j$ 分别是提取的激光线相对于激光条纹的中心线的竖直和水平位移。

所以，位移 $\Delta i, \Delta j$ 也称为相移。

同理，垂直方向的相位移动也能如上求出，即

$$\Delta i = 0, \quad \Delta j = -P_W \quad (3-21)$$

考虑到在噪声污染很严重的情况下，上述步骤直接提取峰值点组成激光线时，可能会出现异常数据，可以依据拉依达（PauTa）准则（3s 准则）来进行异常数据剔除：凡是某点与其邻域均值差值的绝对值大于该邻域标准差的三倍，则剔除该点。等剔除完异常数据后取异常点邻域的均值作为其新值。该类数据剔除方法发生“弃真”错误的概率约 0.27%，还是可以满足实际需要的。不过，要保证所取邻域包含的数据点不少于 10 个。

为了检验我们的算法，下面进行一些对比试验。实验所用图像采集于北京官厅水库风电厂，噪声较大。现选择其中具有代表性的一幅（图像大小 500×375 ）来说明。我们通过计算得到该图像的最优灰度空间是 R-G。为了更好地体现该空间的优越性，图 3-12 给出了 R 与 R-G 两个灰度图像对比，可见 R-G 更能突出激光条纹，抑制背景。

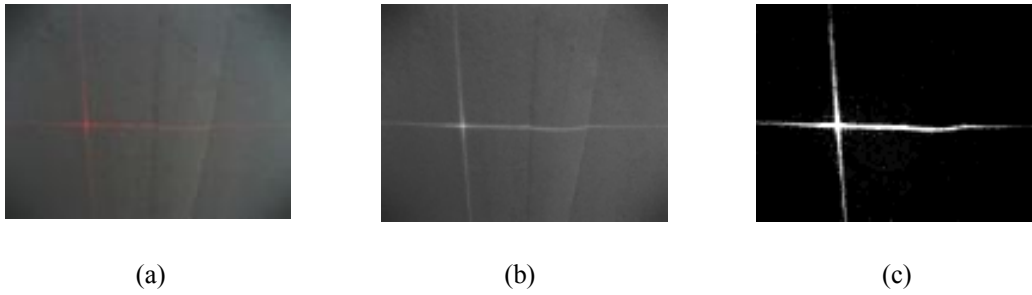


图 3-12 R 与 R-G 单色值空间的图像对比: (a)原图像; (b) R 中的图像; (c) R-G 中的图像

对比试验中所用的激光线提取方法是灰度质心法 (Centre of Mass, CM)^[24], 线性近似法 (Linear Approximation, LA), 二次多项式近似法 (Quadratic Approximation, QA), 阿基玛样条近似法 (Akima splines Approximation, ASA)^[35-37]。为了更好地验证基于最小熵的单色值空间选取效果, 本文方法后面的 MED 算法在应用于本文方法所选取的单色值空间的同时, 也应用于 R 空间。实验分为两个部分: 一是同一方法自身在单色值空间 R 与 R-G 的提取效果对比; 二是前四种方法与本文方法两两之间的在单色值空间 R 与 R-G 的提取效果对比。实验评判指标包括绝对误差和光滑度。

提取到的激光线的光滑与否, 直接影响后面焊缝定位的精度, 但以前的研究较少注意这一点, 也没有给出激光线光滑度计算公式。这里的光滑度应该是一个相对的概念, 以真实曲线 (通过人工测量所得, 作为基准值) 为标准, 也就是说, 提取的曲线与真实曲线的整体越相似, 说明与原有数据光滑程度越接近, 也就越光滑。反之, 二者越不相似, 提取的曲线越不光滑。而提取的曲线与真实曲线的整体相似程度可以用二者的误差来表示。

因此, 提取的曲线的光滑度应该是提取的曲线与真实曲线误差的函数, 它要满足:

1) 总体误差分布越均匀, 二者整体越相似, 提取得到的曲线越光滑。以 $\{e_i\}$ 表示提取的曲线与真实曲线的误差, $\forall i, e_i = C$ (C 是常数), 提取的曲线相当于真实曲线的平移 C , 这时误差整体分布最均匀, 曲线是最光滑的, 令光滑度的值此时取最小值 0。特殊地, $C = 0$ 时, 提取的曲线与真实曲线重合, 当然此时最光滑。

2) 当误差整体分布不均匀时, 如提取的曲线在真实曲线上上下下浮动剧烈, 此时曲线是很不光滑的, 虽然误差可能总体较小, 但光滑度的值应该很大。

根据以上分析, 发现光滑度 (设为 S) 与 1D 熵函数 $H(p)$ 的几何形式恰

好对称，如图 3-13 所示，则借助 1D 熵函数定义光滑度函数如下式

$$S = H(p) + \log(\text{num})$$

$$H(p) = -\sum_{j=1}^{\text{num}} p_j \log_2(p_j) \quad (3-22)$$

$$p_j = \frac{n_j}{Lc}$$

其中， $H(p)$ 是误差 $\{e_i\}$ 的熵， num 是量化阶数， n_j 是量化后的误差数目， Lc 激光线的长度。

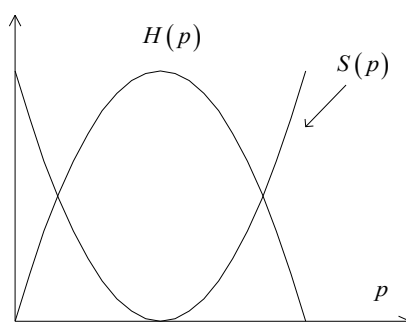


图 3-13 光滑度函数的几何形式

实验结果如表 3-2，图 3-14，图 3-15 和图 3-16 所示。整体上可以看出：1) 所有方法在单色值空间 R-G 中的提取效果都较 R 空间好；2) 无论从准确性，还是光滑性和鲁棒性，本文方法整体都优于作为对比的四种方法。

实验的结果有两点值得注意：

一，竖直方向激光条纹的峰值点信息在 R 空间体现得很不充分，所以 LA，QA，ASA 和 MED 的方法效果很差，但 MED 的误差还是四类方法中最小的。而且，LA，QA 和 ASA 提取到的激光线比它们在 R-G 空间中得到的曲线误差大很多，不过计算得到的前者光滑度值却比后者小，也就是比后者光滑。这种现象的产生是因为前者误差虽然整体较大，但总体分布比后者更均匀，从图 3-15 也可以看出这点，因此 S 较小，这也表明本文中光滑度 S 的定义式合理的。综合来看，还是 R-G 特征比 R 特征要好。

二，本文方法（MED 在 R-G 空间提取激光线）在提取竖直方向的激光时，误差比在 R-G 空间使用 LA 方法稍微大一些。究其原因，主要是竖直方向的激光线在图像中是一条直线，而 LA 是线性拟合，同时，LA 隐含了一个剔除坏点的预处理措施，而本次实验中本文方法并未进行过坏点剔除——只有极少数的

异常点且几乎不携带有用信息。一般剔除坏点需要调整参数和细节，实际应用中在检测精度允许的情况下，没必要增加额外开销来处理少数异常点。此外，本文方法得到的激光线远比 LA 得到的光滑。故总的来说，本文方法要优于其它方法。

实验中的计算都是在整幅图像中进行的。如果在激光线提取前选择感兴趣区域 (Region Of Interest, ROI)，速度会更快，但也涉及到更多的细节及参数处理。

本文的算法没有使用滤光片，使得处理成本更低，自适应性更好，而且在高噪声环境下依然有效、稳定，对工业应用而言非常有价值。

还有重要的一点是，本文算法若应用于含有两条以上激光线的图像中，可以准确提取出所有激光，如图 3-17，而目前的研究仅仅都局限于一条或最多两条激光线的提取。

激光线的提取完成之后，需要进行焊缝定位，这将在第四章加以介绍。

表 3-2 激光线提取算法效果对比

激光线	灰度空间	算法		CM	LA	QA	ASA	MED
		指标						
水平方向的激光线	R	时间 (ms)		18.3	320.2	168.1	130.3	22.3
		S (光滑度)		5.2667	8.2495	7.9673	8.1243	1.4858
	R-G	时间 (ms)		17.9	314.0	167.6	196.6	20.9
		S		5.1600	8.0299	7.9336	8.0243	1.4439
竖直方向的激光线	R	时间 (ms)		18.8	∞	∞	∞	20.6
		S		5.7304	5.8531	5.8531	5.8531	5.9231
	R-G	时间 (ms)		17.6	120.2	147.2	166.6	19.9
		S		5.7282	7.6794	7.7102	7.6047	1.5669
十字激光	R	总时间 (ms)		35.6	∞	∞	∞	41.1
	R-G	总时间 (ms)		33.8	406.5	302.5	355.4	38.7

" ∞ " 表示计算时间代价太大, $num = 500$.

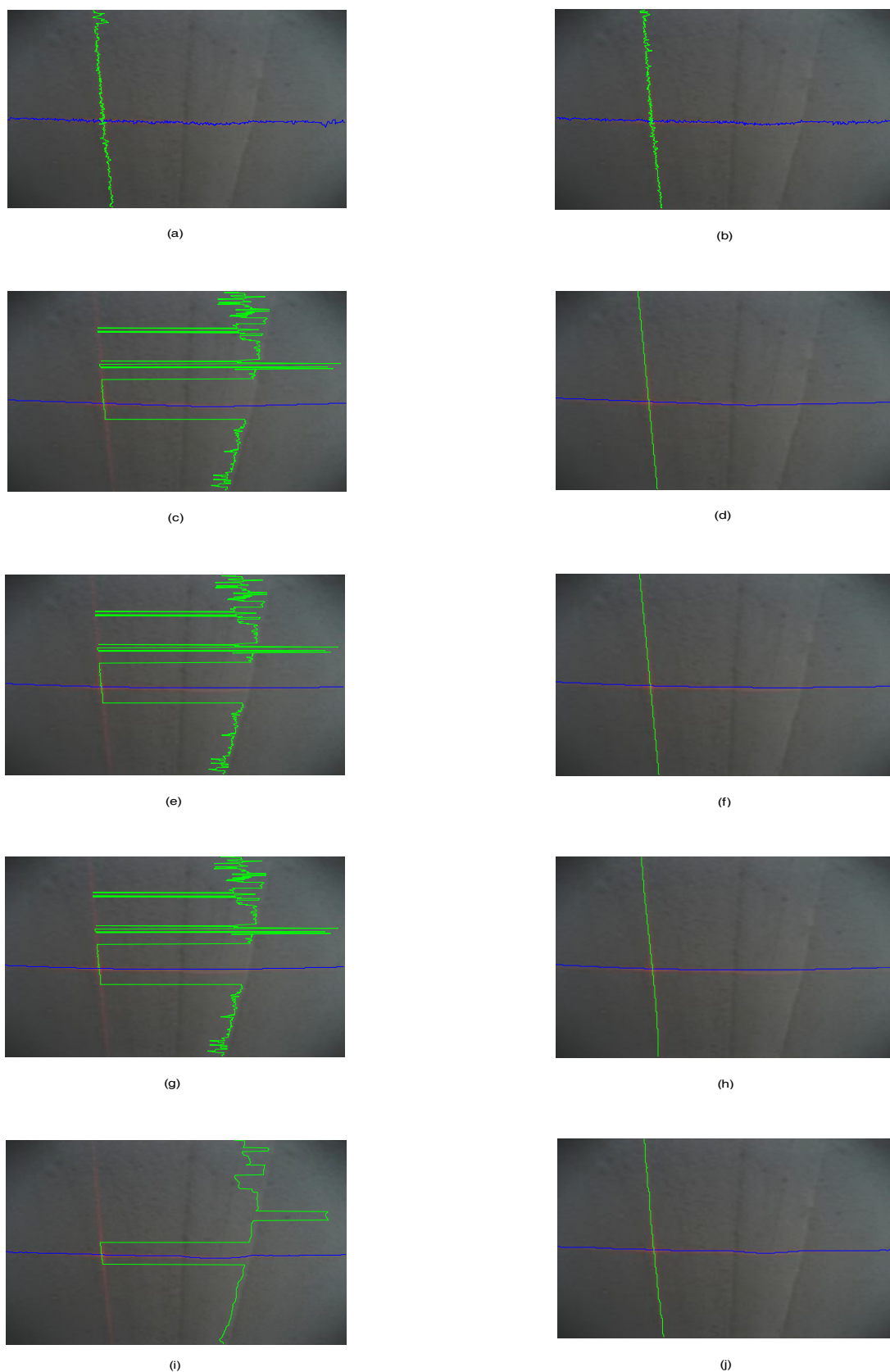
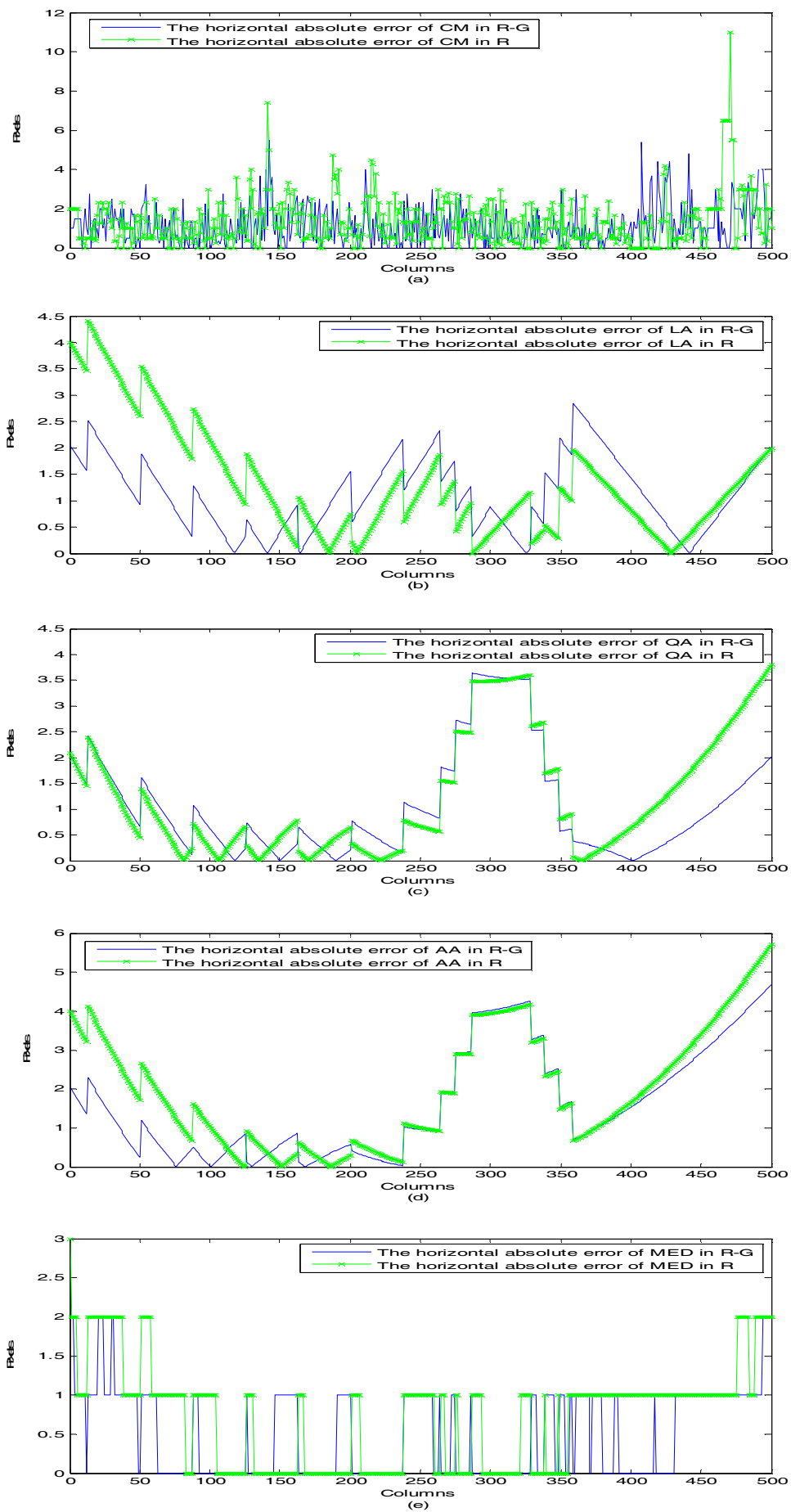


图 3-14 激光线提取效果对比: (a)(c)(e)(g)(i)是各算法在 R 空间的处理效果, (b)(d)(f)(h)(j)是各算法在 R-G 空间的处理效果。



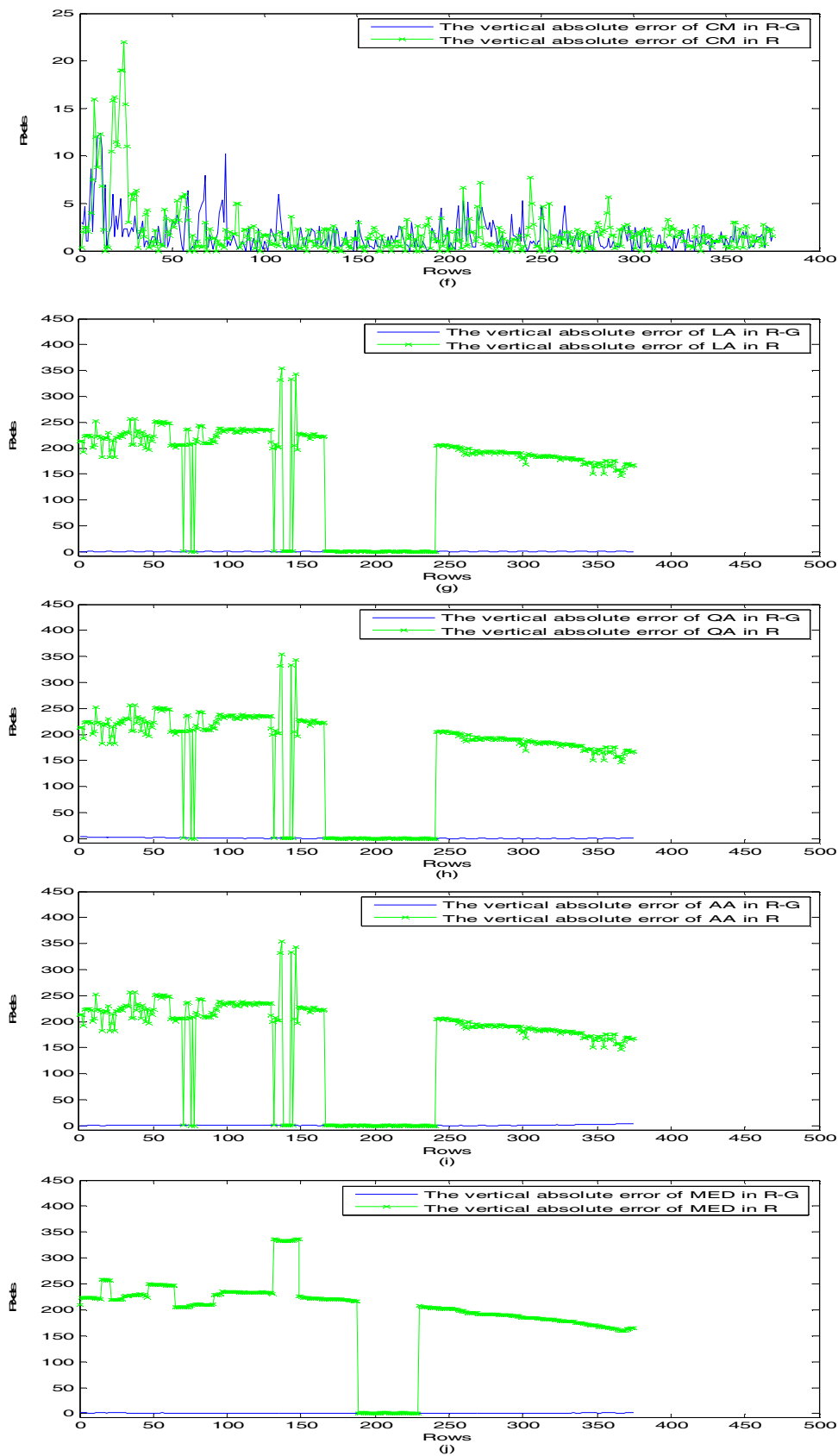
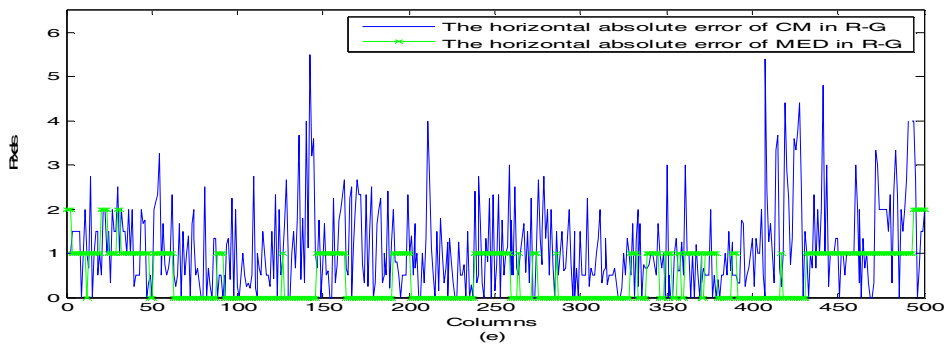
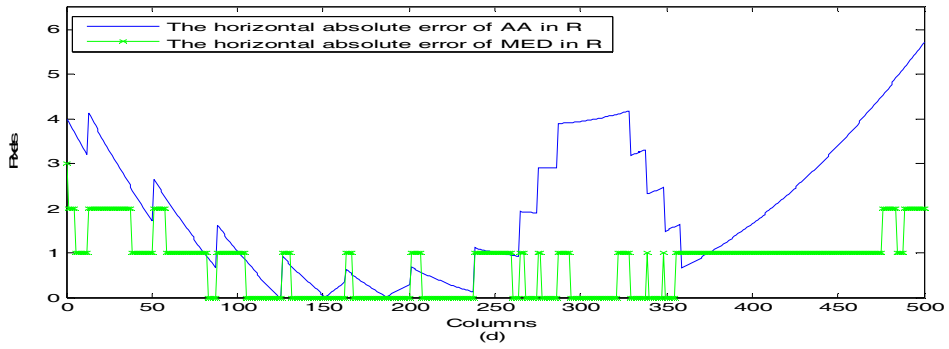
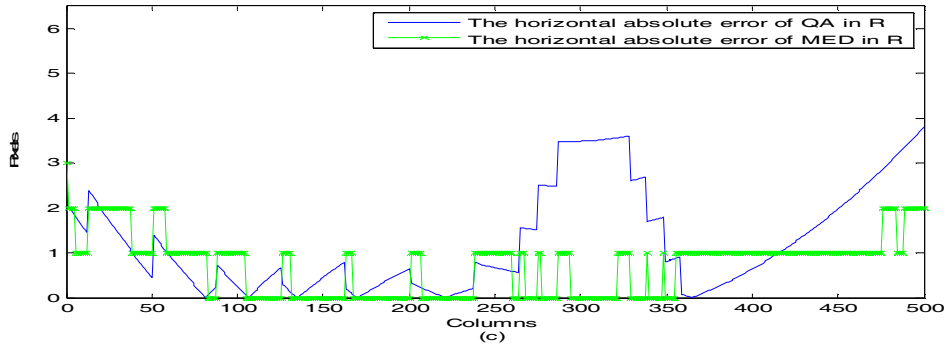
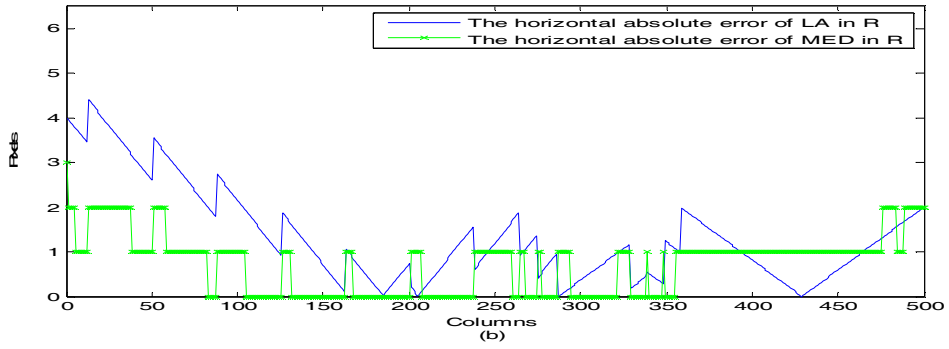
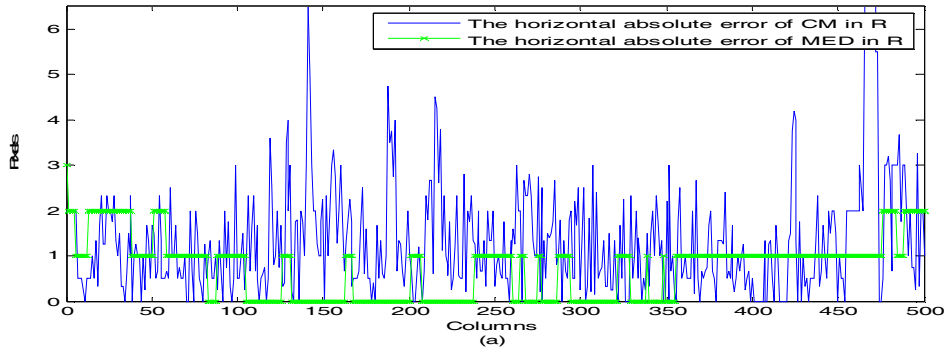
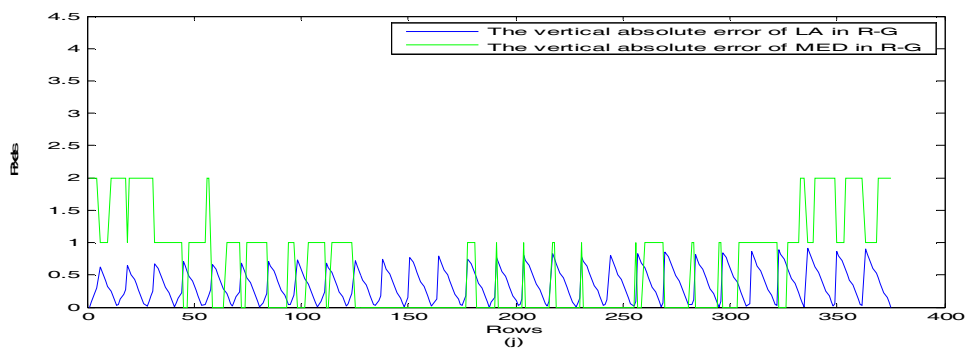
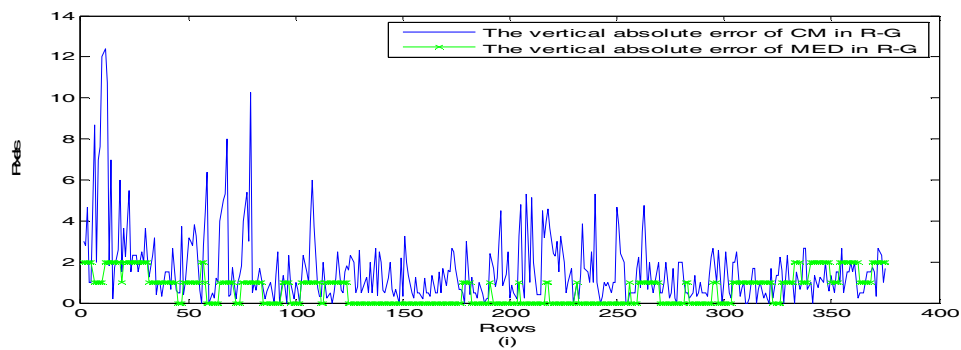
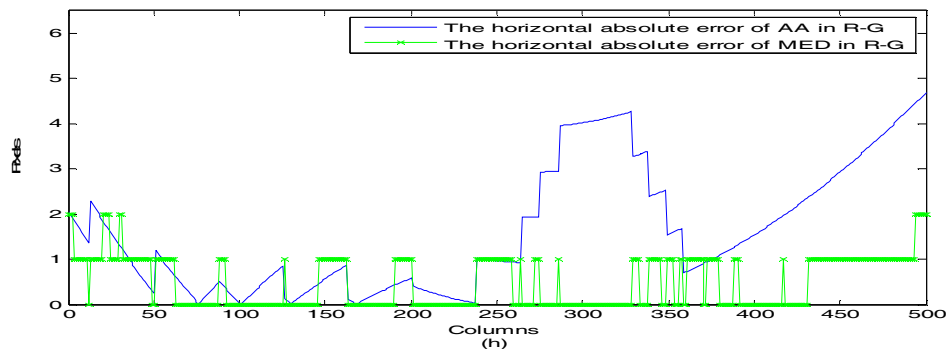
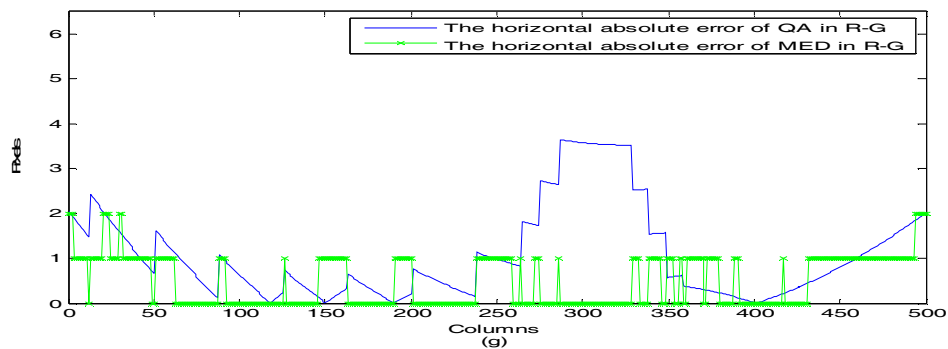
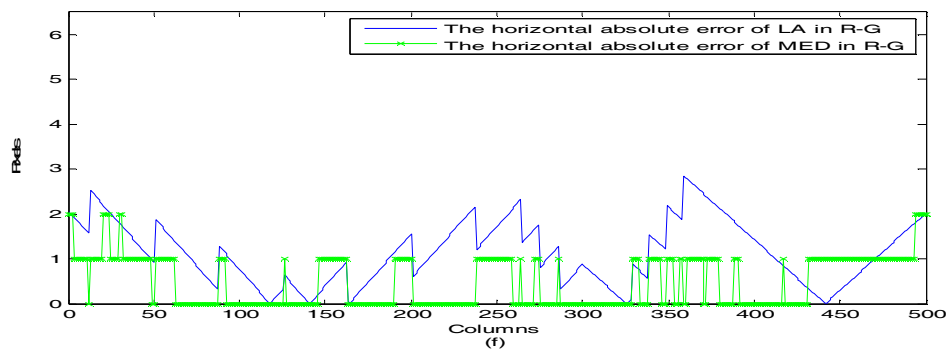
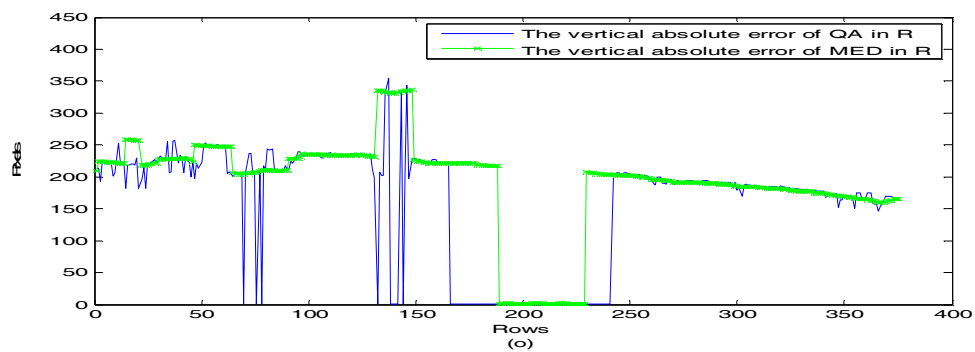
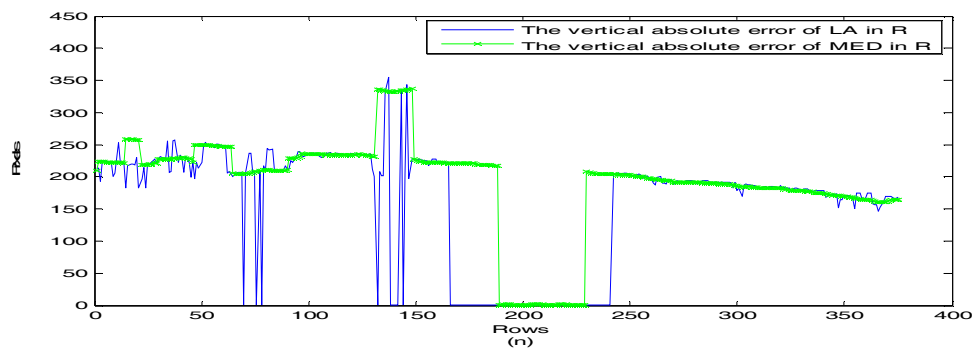
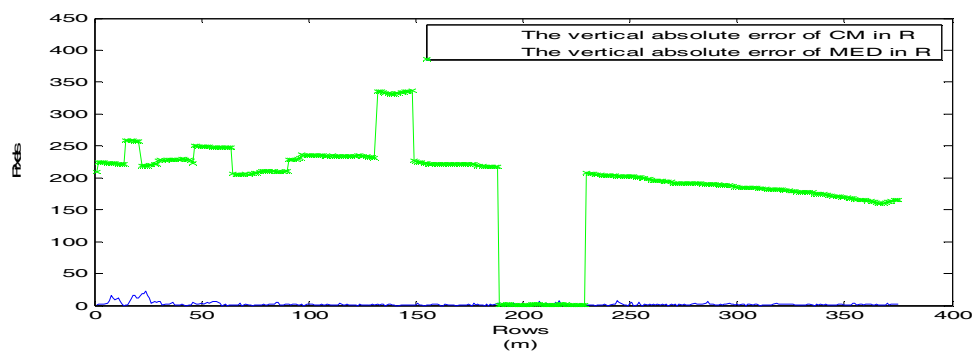
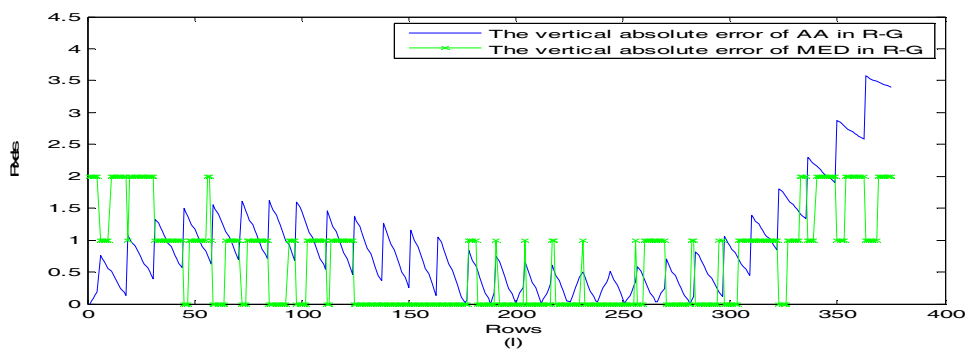
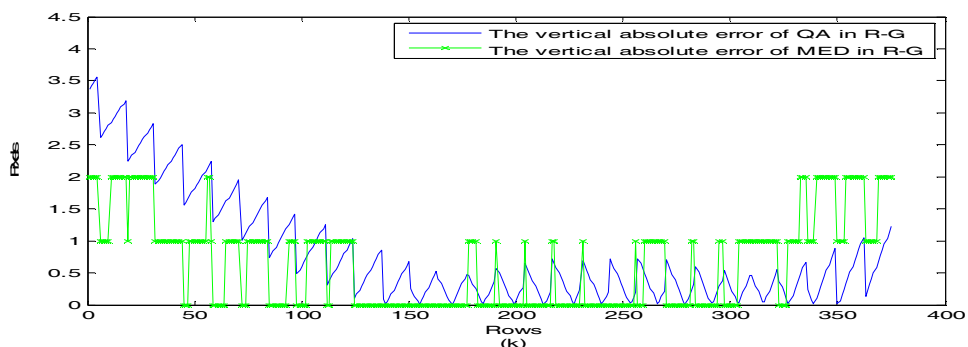


图 3- 15 R 和 R-G 空间中各算法处理结果的绝对误差对比: (a)(c)(e)(g)(i)是各算法分别在 R 和 R-G 空间提取水平方向激光线得到的绝对误差, (b)(d)(f)(h)(j)是各算法分别在 R 和 R-G 空间提取垂直方向激光线得到的绝对误差。







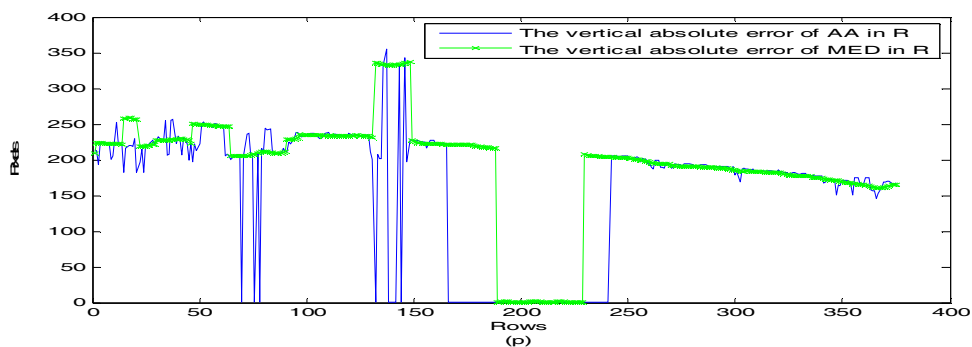
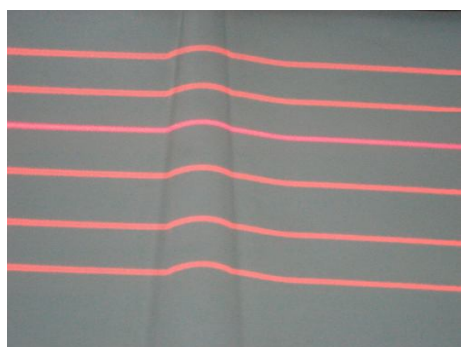
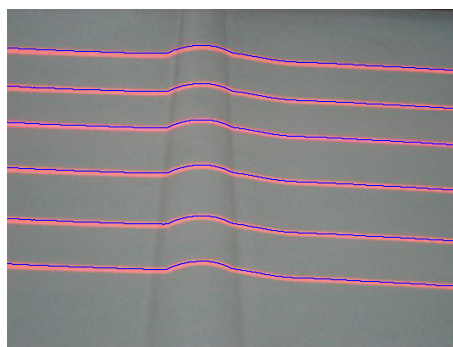


图 3-16 各算法与本文 MED 算法结果对比:(a)~(d)是 CM, LA, QA 和 AA 与 MED 在 R 空间提取水平方向激光线绝对误差的对比, (e)~(h)是 CM, LA, QA 和 AA 与 MED 在 R-G 空间提取水平方向激光线绝对误差的对比, (i)~(l)是 CM, LA, QA 和 AA 与 MED 在 R 空间提取竖直方向激光线绝对误差的对比, (m)~(p)是 CM, LA, QA 和 AA 与 MED 在 R-G 空间提取竖直方向激光线绝对误差的对比。



(a)多激光条纹图像



(b)提取的多条激光线

图 3-17 多条激光线的提取

第四章 基于旋转奇异值分解的焊缝定位算法

根据上一章步骤提取得到的激光线是两段直线段和一段曲线段组成。其中，曲线段对应的正是焊缝区域，后者的几何形状造成了激光线的弯曲。如果计算出该段曲线的两个端点，即可完成焊缝定位工作。不同的定位算法得到的结果精度不同。本章我们主要介绍基于旋转奇异值分解（Rotated Singular Value Decomposition, RSVD）的焊缝定位算法，并通过实验验证效果。在讨论 RSVD 之前，我们先介绍与分析基于霍夫变换（Hough Transform, HT）的焊缝定位算法和基于奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）的焊缝定位算法。

4.1 基于 Hough 变换的焊缝定位算法

常用的焊缝定位算法是使用 Hough 变换来检测出激光线的两条直线段的端点，从而间接计算出曲线段的两个端点，达到焊缝定位的目的。下面简要介绍下 Hough 变换的原理^[23]。

Hough 变换是一种几何形状识别基本方法，它不受图形旋转的影响，在图像处理中有着广泛应用^[72]。最简单的 Hough 变换是用来检测二值图像中的直线。假设在平面直角坐标系 xy 中，一条直线可以用截距式方程

$$y = kx + b \quad (4-1)$$

表示。其中 k 和 b 分别是斜率和截距。对直线上一个确定的点 (x_0, y_0) ，有

$$b = -kx_0 + y_0 \quad (4-2)$$

它表示参数平面 kb 上的一条直线。显然，图像中的一个点对应参数空间中的一条直线，图像中的一条直线对应参数空间中的一个点，也就是图像空间和参数空间具有所谓的点—线对偶性。对图像上所有的点作如式（4-2）的变换，最终所要检测的直线一定对应的是参数平面上直线相交最多的那个点。如此便在图像中检测出了直线。图 4-1 说明了这些概念。

然而截距式的直线方程没有办法表示斜率 b 趋于无限大的直线。为了克服该困难，在实际应用中，直线通常采用参数方程

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \quad (4-3)$$

这样,图像平面上的一个点就对应到参数 $\rho-\theta$ 平面上的一条曲线上。其中, $\rho \in [-d, d]$ 是极径 (d 是原点到直线的距离), $\theta \in [-90^\circ, 90^\circ]$ 是极角, 图 4-2(a) 给出了参数 ρ, θ 的几何解释。之后细分 $\rho\theta$ 参数空间为累加器单元, 如图 4-2(b)。然后, 对于图像空间的每个像素点和所有的 θ 值, 代入公式 (4-2) 求得相应的 ρ , 四舍五入归并到 ρ 轴最接近的细分值, 相应的累加器单元随之加 1。最后找到最大的累加器单元值对应的 ρ, θ , 完成直线检测任务。检测的精度取决于 ρ, θ 的细分程度, 也就是 Hough 的步长。

上述就是 Hough 变换的基本思想。它把图像平面上的点对应到参数平面上的线, 通过在参数空间里进行简单的累加统计, 然后寻找累加器峰值完成直线检测。若图像平面上有两条直线, 那么在参数平面上对应有两个峰值点, 依此类推。由于其根据局部度量来计算全面描述参数, 因而对于曲线间断或噪声干扰, 具有很好的容错性和鲁棒性。

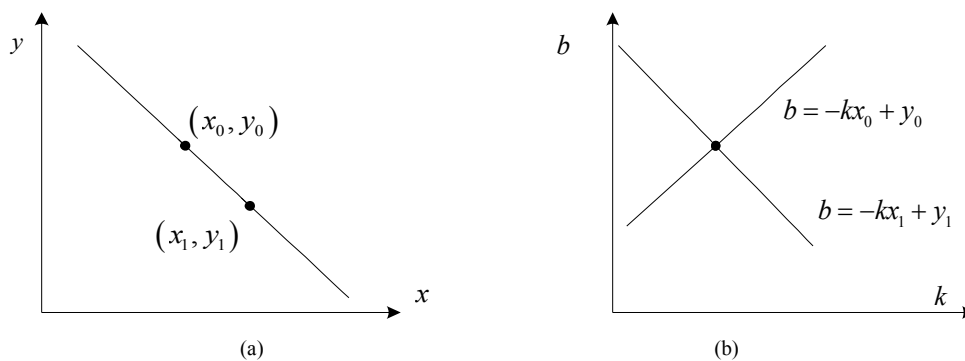


图 4-1 Hough 变换原理图: (a) xy 平面; (b) kb 参数平面

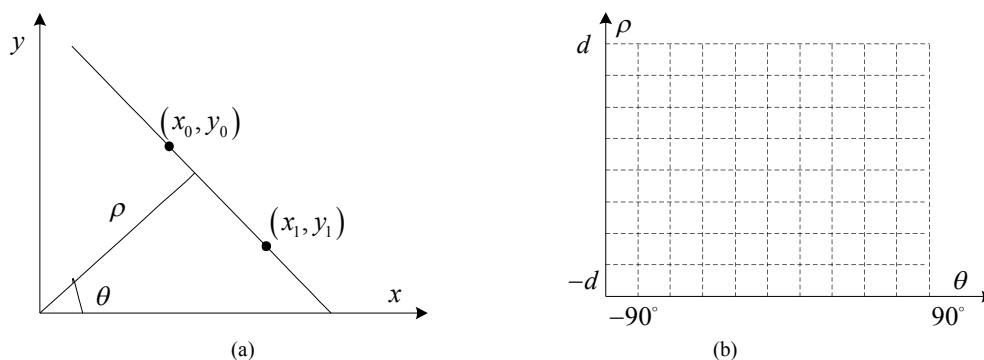


图 4-2 $\rho\theta$ 参数平面的 Hough 变换: (a) $\rho\theta$ 的几何解释; (b) $\rho\theta$ 划分为累加器单元

图 4-3 显示了 Hough 变换在不同步长下定位效果。可以看出, Hough 变换

如果步长较小，对应的直线检测精度就较高，但定位的端点位置容易在其实际位置的外侧，造成定位不足，如图 4-3(a)；反过来，如果步长较大，对应的直线检测精度就较低，但定位的端点位置容易在其实际位置的内侧，造成定位过盈，如图 4-3(b)。第二章中图 2-3(d)则给出了一个端点在实际位置内侧，一个在外侧的情况。总之，Hough 变换很难达到理想的定位效果。不过，该定位算法可以作为一个预处理，为下一步基于 SVD 的焊缝定位算法做铺垫。

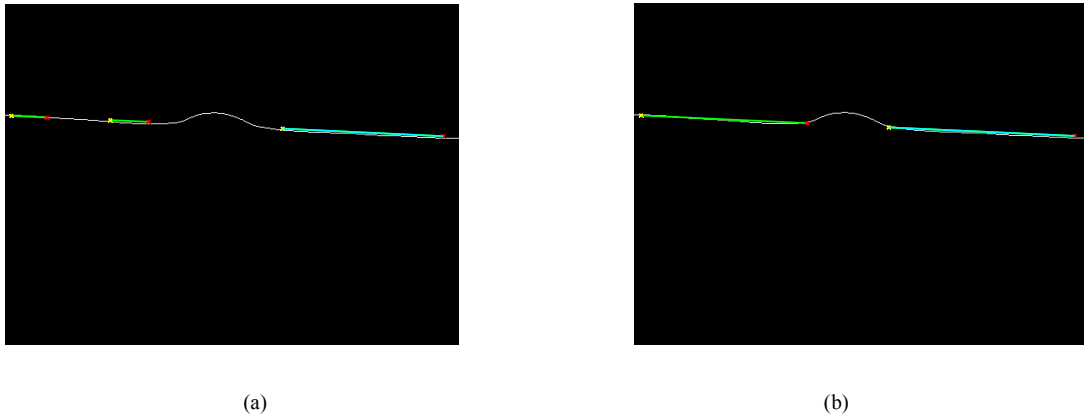


图 4-3 基于 Hough 变换的焊缝定位：(a)定位不足；(b)定位过盈

4.2 基于奇异值分解的焊缝定位算法

奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）是线性代数中一种重要的矩阵分解，是矩阵分析中任意正规矩阵酉对角化的推广，在优化问题、最小二乘、广义逆矩阵、统计学以及信号处理等领域有重要应用。SVD 作为图像的代数特征，由于对微小摄动的容错性、尺度及旋转不变性（ 90° 的整数倍角），在图像处理中得到了广泛应用。以下给出其定义^[73]。

设 $A \in C_r^{m \times n}$ ，则存在 m 阶酉矩阵 U 和 n 阶酉矩阵 V ，使得

$$A = U \begin{pmatrix} \Sigma & O \\ O & O \end{pmatrix} V^H \quad (4-4)$$

其中， $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$ ， $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ 为 $A^H A$ 非零特征值的算术平方根，也就是 A 的奇异值。在矩阵 A 的奇异值分解中，组成 U 的列向量是 $A^H A$ 的特征向量，组成 V 的列向量是 AA^H 的特征向量。记 $U = [u_1, u_2, \dots, u_m]$ ， $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]$ ，则

$$A = \sum_{i=1}^r \sigma_i u_i v_i^H \quad (4-5)$$

其中向量 u_i 和 v_i 分别为 σ_i 的左奇异向量和右奇异向量。

将激光线图像矩阵进行奇异值分解，则对应的左奇异向量和右奇异向量可分别视为频率矢量和空间矢量，因此数字图像中的纹理和几何信息就被分解到一系列的由左右奇异向量构成的二维平面中，而奇异值则代表图像的能量信息。焊缝位置在曲线与直线的交接部分，其几何特征在图像信息中占有主要成分，应该在 SVD 中的第一个右奇异向量中完全体现。因此，只要计算出该右奇异向量，找到其中的两个峰值点，即可得到焊缝的左右端点。基于奇异值分解的方法进行焊缝定位正是建立在这个基础上的。

从式 (4-5) 可以看出，矩阵 A 的元素值即使发生了微小的扰动，也基本不影响奇异值分解的结果。这能一定程度上保证 SVD 可承受一定程度的噪声干扰，比较鲁棒。此外，SVD 具有的尺度、旋转及移位不变性，也保证了其在焊缝定位中的良好性能。

需要注意的是，因为 SVD 表征了图像的纹理和几何信息，所以即使激光线在图像中是条直线，依然可以在第一个右奇异向量寻找到峰值点，所以使用 SVD 前需要先用宽步长 Hough 变换判定激光线能否完全用一条直线表示（即该直线经过激光线上的大部分点，如图 4-4，根据所用图像的焊缝宽度范围，我们给出的比例为 90%），否则会发生定位错误。

图 4-5 给出使用 SVD 对一副焊缝图像的定位过程。注意到 a 图中第一个右奇异分量的峰值不止有两个，这是因为直线的几何信息也在图像中占据了很大比例，其位置信息也有部分反映在了该向量中。由于焊缝两端点是间断的，且间隔距离等于焊缝宽度，所以取 A、B 两点作为焊缝的左右端点。如果这时只使用第一个左右奇异值向量，根据式 (4-5) 进行图像重构，如下式

$$A = \sigma_1 u_1 v_1^H \quad (4-6)$$

则会发现重构后的图像只有焊缝的两个端点处的像素点有值为 255，其余像素值全为 0。这说明了焊缝的端点位置信息确实存在于图像矩阵的第一个右奇异向量中。b 图给出了定位结果，可以发现焊缝左端点定位并不准确。其主要原因在于 SVD 对非 90° 倍数的任意角度的旋转和尺度缩放是变化的，特别是对于长宽比大的图像，旋转后变化更为剧烈^[74]。图 4-5 中激光线相对水平方向的偏移角度不是 90° 的倍数，根据 SVD 得到的结果会有较大偏离。

该问题的解决方法是计算出激光线主轴方向与水平方向的夹角 α ，然后将激光线逆时针旋转 α 度或 $-\alpha$ 度至水平，采用 SVD 求出焊缝端点坐标，再根据旋转前后图像的坐标关系，得到这两个端点在原激光线图像中的位置，即可达到目的。由于上述方法使用 SVD 前先对图像做了一个旋转变换，所以称之为旋转奇异值分解 (Rotated Singular Value Decomposition, RSVD)。4-5 图(c)给出了 RSVD 的定位结果。

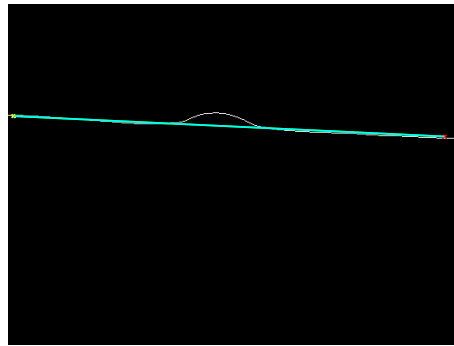


图 4-4 利用宽步长 Hough 变换判定激光线是否是直线

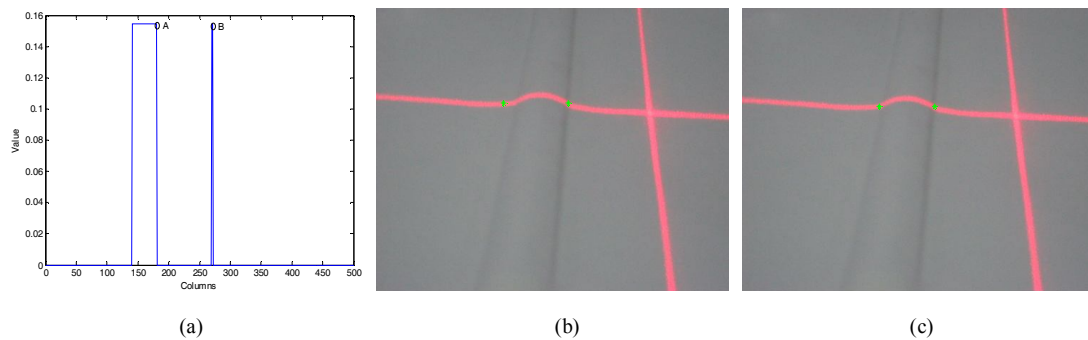


图 4-5 基于 SVD 定位过程: (a)图像矩阵的第一个右奇异值分量; (b)SVD 定位结果; (c)RSVD 定位结果

4.3 基于 RSVD 的焊缝定位算法

该算法的实现需要考虑两个问题:

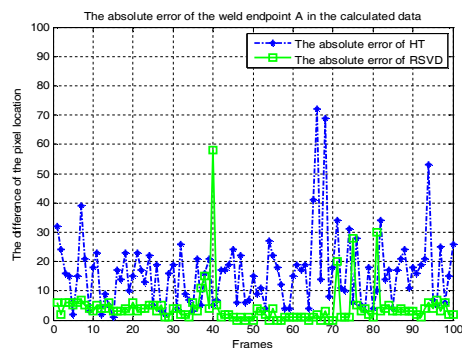
一、旋转角度 α 的计算。计算 α 有两种方法: 一是利用宽步长的 Hough 变换得出激光线图像中最长的一条直线, 其夹角近似作为 α ; 二是根据将二阶函数中心矩作为激光线主轴方向^[74, 75]。由于在使用 SVD 前需要先用 Hough 变换判定激光线是否是直线, 所以为了保持连贯性和节约计算时间, 我们这里采用

的是第一种方法。

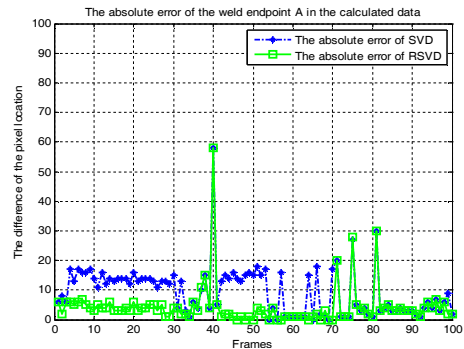
二、空域旋转插值带来的误差。实际操作发现，插值虽然会带来误差和激光线数据小的波动，但对 SVD 影响很小。为保险起见，插值采用双线性插值。

4.4 焊缝定位实验

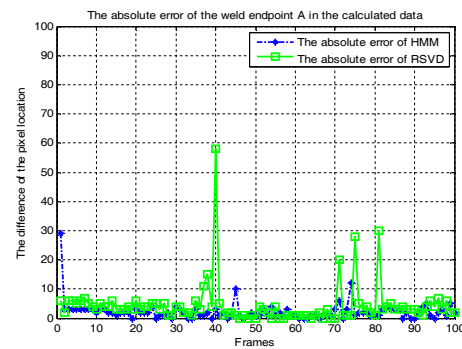
为验证算法的性能，本节分别对基于 Hough 变换、SVD 和 RSVD 的焊缝定位算法进行了实验，并对 RSVD 和隐马尔科夫模型 (HMM) [43]做了比较。实验中，我们选择了 100 帧具有代表性焊缝图像，并将焊缝左端点记为 A，右端点记为 B。因为焊缝端点行坐标在激光线上与其列坐标唯一对应，且其误差取决于激光线提取的误差，所以这里只定位焊缝左右端点的列坐标。结果如图 4-6, 4-7 所示。图中使用的是宽步长 Hough 变换，取 θ 的细分值间隔为 2° ，检测两条直线。可以看出，Hough 变换进行焊缝定位虽然稳定，但不准确。RSVD 较 SVD 定位精度有了一些提高，与 HMM 相比对焊缝右端点的定位更准确些，而左端点精度却不如后者。这是激光线上焊缝左端点附近较右端点附近平滑所致。总体来看，基于 RSVD 的焊缝定位算法性能较好，能够实现准确定位。



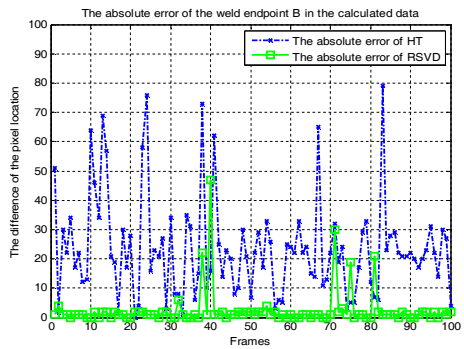
(a)



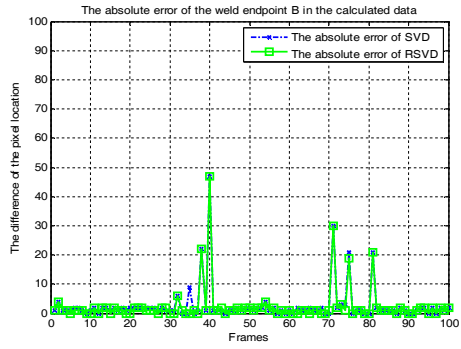
(b)



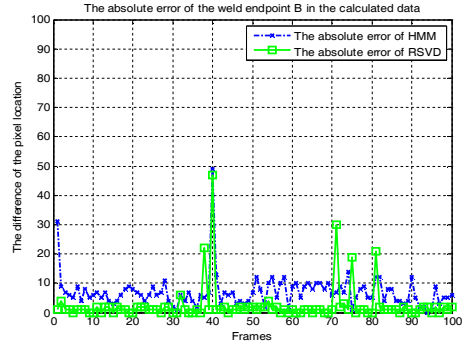
(c)



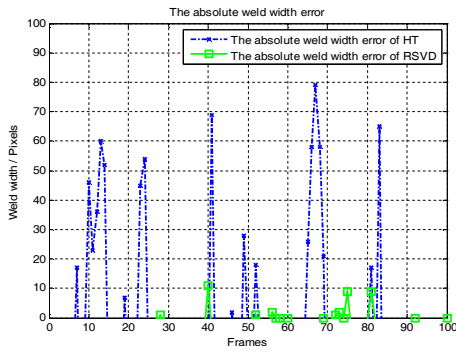
(d)



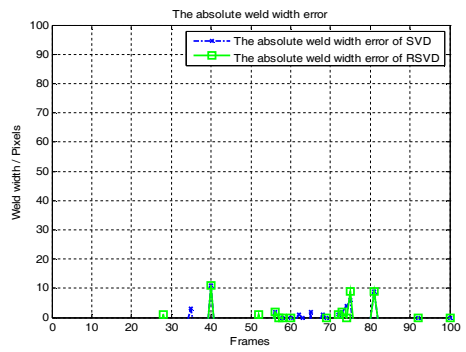
(e)



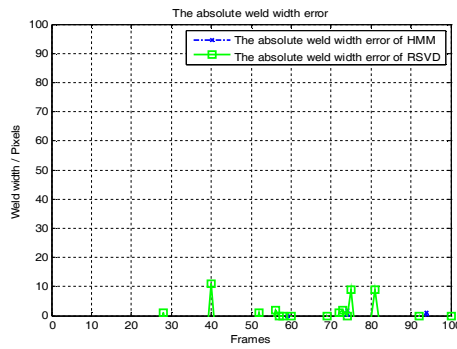
(f)



(g)



(h)



(i)

图 4-6 RSVD 与 HT、SVD 及 HMM 定位精度对比: (a)(b)(c)RSVD 与 HT、SVD 及 HMM 的左端点定位精度对比; (d)(e)(f) 四者右端点定位精度对比; (g)(h)(i) 四者计算的焊缝宽度精度对比。

总结与展望

基于激光结构光图像的焊缝检测技术是工业环境下焊缝检测研究的热点，本文通过提取激光的独特特征，结合最小熵模型检测、提取激光线，之后利用奇异值分解理论实现了对焊缝的准确定位。针对焊缝检测中的强噪声干扰以及算法性能等难点，本文针对性地对研究了这些问题并取得了较好的结果。

本文分为激光线提取与焊缝定位两个步骤进行研究，提出了一种基于最小熵模型的最优灰度空间选取算法，然后利用得到的灰度图像进行最小熵盲目反卷积，使得因噪声而散布在图像各处的峰值点回到激光条纹中心线位置，进而提取出它们完成激光线的精确提取。经实验验证，发现本文算法能够在达到很高精度的同时，保证所提取激光线的光滑性，而且对于低信噪比图像依然有很好的效果。在随后的焊缝定位中，本文在 Hough 变换和奇异值分解理论的基础上，提出了基于旋转奇异值分解的焊缝定位算法，提高了定位的准确度。最后对三个算法分别进行了实验验证，并且将实验结果与基于隐马尔科夫模型的定位算法进行了对比。结果表明本文的算法能够取得较为准确的结果。

本文提出的算法虽然取得了一定成果，但仍有改进的空间。

由于没有将时序信息融入到定位算法中来，在焊缝定位的过程中，如果焊缝端点附近较为平滑或激光线上的曲线凸起太小，会出现定位不准确的现象。另外，本文算法的速度还不够理想，还需要提升。我们希望在以后的工作中把时序信息融入本文算法，改进最小熵模型的解法，并对焊缝定位做进一步的研究。

参考文献

- [1] H. Chen, J. Li, X. Zhang, and Z. Deng. Application of visual servoing to an X-raybased welding inspection robot [C]. In: *Proc. Int. Conf. Control Autom.*, 2005(2): 977–982.
- [2] G.J.Schuster, S.R.Doctor, L.J.Bond. A system for high-resolution, nondestructive, ultrasonic imaging of weld grains [J]. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2004, 53(6): 526–1532.
- [3] H. Ewald. 3-Dimensional magnetic leakage field sensor in nondestructive testing [C]. In: *Proc. 20th IEEE Instrum. Meas. Technol. Conf.*, 2003(2): 1309–1311.
- [4] Masaki I, Dunne M J, Toda H. Vision guided robot system for arc welding. *Robot Vision* [M].UK: IFS (Publication) Ltd, 1983.
- [5] 都东. 焊接视觉传感及自动跟踪技术的现状与发展 [J]. *航空制造技术*, 2010, 9(40).
- [6] Villers P. Present industrial use of vision sensors for robot guidance. *Robot Vision* [M]. UK: IFS (Publication) Ltd, 1983.
- [7] Porsander T, Sthen T. An adaptive torch positioner system. *Robotic Welding* [M]. UK: IFS (Publication) Ltd, 1983.
- [8] Bjorkelund M. A true seam-tracker for arc welding. *Robotic Welding* [M]. UK: IFS (Publication) Ltd, 1983.
- [9] 周律. 基于视觉伺服的弧焊机器人焊接路径获取方法研究 [D]. *上海交通大学博士学位论文*, 2007.
- [10] 邓景煜. 激光结构光视觉传感器焊缝跟踪的图像处理方法研究 [D]. *上海交通大学硕士学位论文*, 2012.
- [11] 王卓. 汽车车身焊接图像识别算法研究 [D]. *武汉理工大学硕士学位论文*, 2010.
- [12] Jae Seon Kim,Young Tak Son,Hyung Suck Cho,et al.A robust visual seam tracking system for robotic arc welding [J]. *Mechatronics*, 1996, 6(2): 141-163.
- [13] 毛万冲. 管道无损检测系统中基于色彩信息的焊缝识别 [D]. *成都理工大学硕士学位论文*, 2012.

- [14] 王庆香, 孙炳达, 李迪. 焊缝位置识别的图像处理方法设计 [J]. *焊接学报*, 2005, 26(2): 59-62.
- [15] 朱振友, 朴泳杰, 林涛, 陈善本. 基于视觉的局部环境焊缝起始位置识别方法 [J]. *焊接学报*, 2004, 25(2): 95-98.
- [16] 王胜华, 都东, 曾凯, 邹怡蓉. 基于纹理特征的焊缝识别方法 [J]. *焊接学报*, 2008, 29(11): 5-8.
- [17] 谷春艳, 张立斌, 胡宝坚, 等. 图像处理技术 CO₂ 焊自动跟踪中的应用 [J]. *焊接学报*, 2004, 25(4): 70-72.
- [18] Xue Jia, Xiang Jia, Lin Li, Hai Bao. Edge detection of CO₂ arc welding pool image based bubblewavelet and zero crossing [J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2004, 25(1): 87-90.
- [19] 屈稳太, 诸静. 基于 Gauss 小波的焊缝检测技术 [J]. *焊接学报*, 2002, 23(4): 64-68.
- [20] 秦涛. 基于结构光视觉传感器的焊缝实时跟踪控制 [D]. 上海交通大学硕士学位论文, 2012.
- [21] Scharstein. D, Szeliski. R. High-accuracy stereo depth maps using structured light [J]. *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003(1): 195-202.
- [22] A. Koschan and M. Abidi. *Digital color image processing* [M]. Wiley-Interscience, 2008.
- [23] Gonzalez, Rafael C and Woods, Richard E and Eddins, Steven L. *Digital image processing using MATLAB* [M]. Tennessee: Gatesmark Publishing, 2009.
- [24] K. H. Strobl, W. Sepp, E. Wahl, T. Bodenmuller, M. Suppa, J. F. Seara, and G. Hirzinger. The DLR multisensory handguided device: The laser stripe profiler. *Robotics and Automation* [J], 2004: 1927–1932.
- [25] H. N. Ta, D. Kim, and S. Lee. A novel laser line detection algorithm for robot application [C]. *IEEE Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 2011: 361–365.
- [26] 刘念聪. 基于 γ 射线的管道焊缝检测机器人关键技术研究[D]. 成都理工大学博士学位论文, 2012.
- [27] 母国光, 战元龄. *光学* [M]: 第二版. 北京: 高等教育出版社, 2008.
- [28] M.A.G. Izquierdo, M.T. Sanchez, A. Ibanez, L.G. Ullate. Sub-pixel

- measurement of 3D surfaces by laser scanning [J]. *Sensors and Actuators*, 1988(76):1-8.
- [29] S.S. Welch. Effects of window size and shape on accuracy of subpixel centroid estimation of target images [J]. *NASA Technical Paper*; 1993(3331): 1–35.
- [30] A. Robinson, L. Alboul, and M. Rodrigues. Methods for indexing stripes in uncoded structured light scanning systems [J]. *Journal of WSCG*, 2004, 12(3): 371-378.
- [31] Fisher, R.B., Naidu, D.K.. A Comparison of Algorithms for Subpixel Peak Detection [J]. In: *Image Technology, Advances in Image Processing, Multimedia and Machine Vision*, 1996: 385–404.
- [32] Haug, K., Pritschow, G. Robust laser-stripe sensor for automated weld-seam-tracking in the shipbuilding industry [C]. *IECON Proc. Ind. Electron. Conf. 2*, 1998: 1236–1241.
- [33] Y. Li, Y.F. Li, Q.L. Wang, D. Xu, M. Tan. Measurement and defect detection of the weld bead based on online vision inspection [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, 5(9): 1841–1849.
- [34] Y. Li, Q.L. Wang, Y.F. Li, D. Xu, Min Tan. On-line visual measurement and inspection of weld bead using structured light [C]. *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings*, 2008: 2038 – 2043.
- [35] Rubén Usamentiaga, Julio Molleda, Daniel F. García, Francisco G. Bulnes. Machine Vision System for Flatness Control Feedback [C]. *Second International Conference on Machine Vision*, 2009.
- [36] Molleda, J., Usamentiaga, R., Garcia, D.F., Bulnes, F.G., Ema, L.. Shape Measurement of Steel Strips Using a Laser-Based Three-Dimensional Reconstruction Technique [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2011, 47(4): 1536-1544.
- [37] Usamentiaga, R., Molleda, J., Garc’ia, D.. Fast and robust laser stripe extraction for 3d reconstruction in industrial environments [J]. *Machine Vision and Applications*, 2010: 1–18.
- [38] Ofner, R., O’Leary, P., Leitner, M.. A collection of algorithms for the determination of construction points in the measurement of 3d geometries via

- light-sectioning [C]. *2nd Workshop on European Scientific and Industrial Collaboration Promoting: Advanced Technologies in Manufacturing*. 1999: 505–512.
- [39] O’Leary, P., Schalk, P., Ofner, R., Gfrerrer, A.. Instrumentation and analysis methods for the measurement of profiles using light sectioning [C]. In: *Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, 2006: 1108–1113.
- [40] Forest Collado, J.. New Methods for Triangulation-based Shape Acquisition using Laser Scanners [D]. *Ph.D. thesis, Universitat de Girona*, 2004.
- [41] Forest, J., Salvi, J., Cabruja, E., Pous, C.. Laser stripe peak detector for 3d scanners. a fir filter approach [C]. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004: 646–649.
- [42] Ryo Furukawa, Hiroshi Kawasaki. Laser range scanner based on self-calibration techniques using coplanarities and metric constraints [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009
- [43] Liguozhang, Jianbin Jiao, Qixiang Ye, Zhenjun Han, Wei Yang. Robust weld line detection with cross structured light and Hidden Markov Model [C]. *International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, 2012: 1411,1416.
- [44] Jost Schnee and Jörg Futterlieb. Laser Line Segmentation with Dynamic Line Models [C]. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP)*, 2011: 126–134.
- [45] Lei Zhang, Yongkang Xu, Chuanyu Wu. Features Extraction For Structured Light Stripe Image Based On OTSU Threshold [J]. *Knowledge Acquisition and Modeling (KAM)*,2011.
- [46] 谢颢, 王辉, 张雪峰. 图像阈值分割技术中的部分和算法综述 [J]. *西安邮电学院学报*, 2011, 16(3).
- [47] Otsu N. Discriminant and least square threshold selection [J]. In: *Proc 4IJCP*, 1978: 592-596.
- [48] Kittler J, Illingworth J. On threshold selection using clustering criteria [J]. *IEEE Trans.*, 1985: 652-655.

- [49] T. Pun. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. *Signal Processing*, 1980, 2(3): 223~237.
- [50] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, A. K. C. Wong. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1985, 29(3): 273~285.
- [51] A.S.Abutaleb. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropy [J]. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 1989, 47(1): 22~32.
- [52] YU-ICHJ OHTA, TAKEO KANADE , TOSHIYUKI SAKAI. Color Information for region segmentation [J]. *COMPUTER GRAPHIC AND IMAGE PROCESSING*, 1980(13): 222 – 241.
- [53] Zhang Yujin, Yao Yurong, He Yun, Color Image Segmentation Based on HSI Model [J]. *High Technology Letter*, 1998, 4(1): 28-31.
- [54] 李峰. 一种基于 K-L 变换和 Otsu 闭值选择的彩色图像分割算法 [J]. *计算机应用*, 2007(27)
- [55] J. R. Kender. Saturation, hue, and normalized color: Calculation, digitization effects, and use [C]. *Interim Report Carnegie-Mellon Univ., Pittsburgh, PA. Dept. of Computer Science.*, 1976.
- [56] 章毓晋. *图像工程-图像分析* [M]: 第 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [57] Kaiser, H.F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis [J]. *Psychometrika*, 1958(23): 187-200.
- [58] Wiggins. Minimum entropy deconvolution [J]. *Geoexploration*, 1977(16): 21~35
- [59] G. González, R. Badra, R. Medina, and J. Regidor. Period estimation using minimum entropy deconvolution (MED) [J]. *Signal processing*, 1995, 41(1): 91–100.
- [60] D. L. Donoho. On minimum entropy deconvolution [M]. *Applied Time Series Analysis*, D.F. Findley, Ed., New York: Academic Press, 1981.
- [61] H. Mathis and S. C. Douglas. Bussgang blind deconvolution for impulsive signals [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(7): 1905–1915.
- [62] R. T. Collins and Y. Liu. On-line selection of discriminative tracking features

- [C]. In: *Proceedings of Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2003: 346–352.
- [63] W. T. Silfvast. *Laser Fundamentals*. Cambridge University Press, 2004.
- [64] 钟杰, 翁继东, 罗振雄, 刘振清, 叶雁, 李作友. 激光辐照面阵 CCD 探测器的杂散光斑现象 [J]. *激光技术*, 2010, 34(6).
- [65] Bi Juan, Zhang Xi-He, Ni Xiao-Wu. Mechanism for long pulse laser-induced hard damage to the MOS pixel of CCD image sensor. [J]. *Acta Phys. Sin.*, 2011, 60(11): 114, 210.
- [66] 王爱因. 粗糙表面散射光强分布的特征参数研究 [J]. *合肥工业大学学报: 自然科学版*, 2002, 25(6).
- [67] 何毅, 冯志超, 吴健. 粗糙表面散射基模高斯光束的散射特性实验研究 [J]. *光电工程*, 1993, 20(4).
- [68] H. Mathis and S. C. Douglas. Bussgang blind deconvolution for impulsive signals [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2003, 5(7)
- [69] Kenig, T.; Kam, Z., Feuer, A.. Blind Image Deconvolution Using Machine Learning for Three-Dimensional Microscopy [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(12): 2191,2204.
- [70] Paajarvi, P., LeBlanc, J.P.. Online adaptive blind deconvolution based on third-order moments [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(12): 863,866.
- [71] Bronstein, M.M., Bronstein, A.M., Zibulevsky, M., Zeevi, Y.Y.. Blind deconvolution of images using optimal sparse representations [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(6): 726-736.
- [72] Hough. Methods and Means for Recognizing Complex Patterns. *U.S. Patent 3,069,654*, 1962.
- [73] 徐仲等. *矩阵论简明教程* [M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [74] Hexi Li, Guorong Wang, Yonghua Shi and Weimin Zhang. The Automatic Recognition of welding Targets Based on Normalized SVD of Image Matrix [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2007.
- [75] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. *Image processing, analysis, and machine vision (second edition)* [M]. USA: Brooks/Cole, Thomson Ltd, 2001.

作者简介

杨威 男 汉族 共青团员

教育经历

- 2006年9月至2010年7月 解放军信息工程大学 电子信息工程专业
工学学士
- 2010年9月至2013年7月 中国科学院大学 物流工程 工程硕士

已发表（录用）文章目录

- Wei Yang, Liguozhang, Wei Ke, Ce Li, Jianbin Jiao, “Minimum Entropy Models for Laser Line Extraction”, International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, 2013. (accepted)

附录：主要符号对照表

SVD	奇异值分解 (Singular Value Decomposition)
RSVD	旋转奇异值分解 (Rotated Singular Value Decomposition)
MED	最小熵盲目反卷积 (Minimum Entropy Deconvolution)
HT	霍夫变换 (Hough Transform)
HMM	隐马尔科夫模型 (Hidden Markov Model)
FIR	有限冲激响应 (Finite Impulse Response)
ROI	感兴趣区域 (Region Of Interest)
CM	灰度质心法 (Centre of Mass)
LA	线性近似法 (Linear Approximation)
QA	二次曲线近似法 (Quadratic Approximation)
ASA	阿基玛样条近似法 (Akima Splines Approximation)

致 谢

本文是在我的导师焦建彬教授指导下完成的。期间很多人都给予了我支持和帮助，甚是感激，虽辞微笔拙，亦谢意拳拳。

首先，要感谢我的导师焦建彬教授。感谢他在我论文的撰写和修改中倾注的心血，感谢他对我鼓励和支持。硕士三年，恩师严谨治学、教导谆谆，悉心指导我的科研和学习，而且他平易近人，对我的生活也照顾甚多，提供了良好的环境，每每念起，感动不已。有幸忝列恩师门墙，三年耳濡目染，足可裨益终生。

其次，感谢叶齐祥老师和韩振军老师。他们在我的科研学习和生活中做出了榜样，给予了我不少指导，让我受益匪浅。

此外，还要特别感谢张立国师兄。师兄在科研和生活中对我的指导和帮助很大，挫折时加以支持，进步时加以鼓励，让我学习到不少做人做事的道理，对此深表感激。

另外实验室的陈孝罡师兄、彭艺师姐、李策师姐、高山、梁吉祥、武利军、张晓丹、邹佳凌等同学在学习和生活上也给予了我很多帮助，而且他们很多方面都值得我学习；师妹魏鹏旭对论文的修改给予了帮助；师弟柯炜在建立数据集和论文的排版方面更是支持不少；还有崔妍婷、庞丽金、张耀、朱海港等师弟师妹也为数据集的标定做出了很大贡献；已经毕业的刘一飞师兄对论文中最优灰度空间选取模型的求解算法启发甚大。在此对他们表示衷心的感谢。

最后，感谢参加论文评审和答辩各位老师能够拨冗指导。

杨威

2013年4月