



中国科学院大学

University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

尾流图像处理技术的软件实现

作者姓名: 杨蕊

指导教师: 许伟杰 (研究员)

中国科学院声学研究所东海研究站

学位类别: 工程硕士

学科专业: 电子与通信工程

培养单位: 中国科学院声学研究所东海研究站

2019 年 6 月

Software Implementation of Wake Image Processing
Technology

A thesis submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Engineering
in Electronics and Communication Engineering

By
Yang Rui
Supervisor: Professor Xu Weijie

Shanghai Acoustics Laboratory,
Chinese Academy of Sciences

June 2019

中国科学院大学
研究生学位论文原创性声明

本人郑重声明：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。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：杨蕊
日期：2019年6月1日

中国科学院大学
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，可以按照学术研究公开原则和保护知识产权的原则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。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延迟期后适用本声明。

作者签名：杨蕊
日期：2019年6月1日

导师签名：江伟立
日期：2019年6月1日

摘 要

尾流是舰船在航行过程中产生的航迹, 具有十分重要的军事意义, 在海战之中起着重要作用。国外很早就开始了对尾流的研究, 已经积累了大量的数据和经验。近年来, 国内也渐渐开展了对尾流的研究。

结合尾流以及图像处理技术的研究现状和发展趋势, 本文主要讨论了尾流图像的处理技术, 分别针对滤波方式、尾流边缘检测与提取算法、尾流边缘的三维重建、尾流图像的软件实现展开了分析论述。主要内容如下:

第一部分简单介绍了实验室尾流测量设备以及实验过程, 简要分析多波束声纳成像的特点。

第二部分分析讨论了尾流的边缘检测与提取的方法。其中包括对尾流图像的滤波降噪方法的研究与讨论, 通过分析比较各种滤波方式, 找出一种适用于尾流的降噪方法。然后采用不同的边缘检测算子分别检测尾流边缘, 边缘检测效果直接影响了之后的三维重建。通过比较各种边缘检测算子检测尾流的结果, 选择出测量尾流边缘效果最好的算子。为了进一步说明选取的边缘检测算子的可靠性, 从数值方面对其检测的边缘进行评价。

第三部分讨论了对尾流边缘的三维重建。三维重建是在二维边缘检测的基础上进行的, 在进行三维重建时, 利用边缘检测提取出来的边缘数据。在处理尾流数据时, 每一帧图像的灰度强度不同, 需要采用自适应的方式对每一帧图像设置一个合适的阈值。同时, 在进行边缘检测时, 会造成部分尾流边缘数据的缺失, 为了展现完整的尾流需要对边缘数据进行插值。本文通过比较常见的插值方式, 结合尾流的特点, 选取了合适的插值方法。最后将提取的尾流边缘数据进行三维重建。

第四部分是尾流图像处理技术的软件实现。软件的开发平台是 MATLAB, MARTAB 有强大的数学运算功能和图像处理功能, 尾流边缘提取和三维重建部分的处理就用了 MATLAB。MATLAB 很方便, 而且可以实现尾流图像处理的各种算法。利用 MATLAB 编写的软件集合了尾流边缘检测提取与三维重建的功能,

是一个综合处理尾流图像的软件。

关键词：尾流，边缘检测，三维重建，软件，图像处理

Abstract

Ship wake is the track generated by the ship during the voyage, which has very important military significance and plays an important role in naval warfare. The study of wake has been started very early abroad, and they have accumulated a lot of data and experience. In recent years, the study of wakes has gradually begun in China.

Combining the research status and development trend of the wake and image processing technology, this thesis mainly discusses the processing technology of wake image. This thesis analyzes the filtering method, wake edge detection and extraction algorithm, wake 3d reconstruction, wake image software implementation. The main contents are as follows:

In the first part, this thesis introduces the laboratory wake measuring equipment and experimental process, and briefly analyzes the characteristics of multi-beam sonar imaging.

In the second part, this thesis analyzes the method of edge detection and extraction of wake. Including the research on the filtering and noise reduction method of wake image, this paper compares various filtering methods to find out a noise reduction method suitable for wake. Then use different edge detection operators to detect the wake edge. The effect of edge detection directly affects the subsequent three-dimensional reconstruction. Compare the detection effects of various edge detection operators, and select the best detection operator for edge detection. In order to further illustrate the reliability of the selected edge detection operator, the edge of the detection is evaluated numerically.

The third part discusses the three-dimensional reconstruction of the wake edge. Three-dimensional reconstruction is based on two-dimensional edge detection. In the Three-dimensional reconstruction, use the data extracted by edge Detection. When processing wake data, the gray intensity of each frame is different. So it is necessary to set an appropriate threshold for each frame of image in an adaptive way. At the same time, when edge detection is carried out, some wake edge data will be missing. In order

to show the complete wake, the edge data needs to be interpolated. In this thesis, the appropriate interpolation method is selected through the common interpolation method combined with the characteristics of wake. Finally, the extracted wake edge data are reconstructed in three dimensions.

The fourth part is the software implementation of wake image processing technology. The software development platform is MATLAB. MATLAB has powerful mathematical operation function and image processing function. The wake edge extraction and Three-dimensional reconstruction parts are processed using MATLAB. MATLAB is very convenient, and can achieve a variety of wake image processing algorithms. The software integrates the functions of wake edge detection, extraction and Three-dimensional reconstruction. It is a software that comprehensively processes wake images.

Key Words: Ship wake, Edge detection, Three-dimensional reconstruction, Software, Image processing

目 录

第 1 章 引 言	1
1.1 课题研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	1
1.3 本文主要研究内容	6
第 2 章 多波束声纳测量尾流	8
2.1 波束形成技术	8
2.2 多波束声纳系统	11
2.2.1 系统组成	11
2.2.2 多波束声纳指标	13
2.3 实验流程	13
2.4 多波束声纳系统测量尾流结果	14
2.5 小结	16
第 3 章 尾流图像的边缘提取	17
3.1 引言	17
3.2 尾流图像的滤波	17
3.3 尾流图像的边缘提取	21
3.3.1 空间域边缘检测微分算子	21
3.3.2 经典边缘检测算子对尾流边缘提取	22
3.4 尾流边缘滤波与轮廓提取	34
3.5 边缘提取评价	36
3.6 小结	41
第 4 章 尾流图像的三维重建	43
4.1 引言	43
4.2 边缘检测自适应阈值设置	44
4.2.1 自适应阈值的必要性	44
4.2.2 典型的阈值设定方法分析	46

4.2.3 自适应阈值的设定方法.....	47
4.3 尾流边缘的插值.....	52
4.4 尾流边缘的三维重建.....	54
4.5 小结.....	57
第 5 章 尾流图像处理的软件实现.....	58
5.1 软件设计平台.....	58
5.2 软件总体设计.....	59
5.3 应用程序的设计与实现.....	60
5.3.1 数据读取与存储的设计与实现.....	60
5.3.2 尾流边缘检测的设计与实现.....	62
5.3.3 尾流三维重建的设计与实现.....	64
5.4 软件实用性分析.....	65
5.5 小结.....	68
第 6 章 总结与展望.....	69
6.1 总结.....	69
6.2 后续工作展望.....	70
参考文献.....	71
致 谢.....	75
个人简历、在学期间发表的论文与研究成果.....	77

图表目录

图 1.1	水平直线运动尾流声散射特性.....	2
图 1.2	90°回转运动尾流声散射特性.....	3
图 1.3	分形图像处理得到的尾流图像.....	4
图 1.4	实验布置图.....	4
图 1.5	竖直测量交通艇尾流的轨迹.....	5
图 2.1	均匀直线阵示意图.....	9
图 2.2	均匀直线阵归一化幅度方向图.....	10
图 2.3	均匀分布离散圆阵示意图.....	11
图 2.4	多波束声纳系统框图.....	12
图 2.5	舰船尾流目标特性测量系统布放图.....	13
图 2.6	多波束声纳测量尾流示意图.....	14
图 2.7	尾流的原始图像.....	15
图 3.1	尾流边缘提取流程图.....	17
图 3.2	尾流图像中值滤波结果.....	19
图 3.3	背景环境.....	20
图 3.4	背景消除法降噪结果.....	20
图 3.5	边缘检测算子模板图.....	22
图 3.6	Roberts 算子检测尾流边缘.....	24
图 3.7	Sobel 算子检测尾流边缘.....	26
图 3.8	Prewitt 算子检测尾流边缘.....	28
图 3.9	Laplace 算子检测尾流边缘.....	29
图 3.10	Canny 算子非极大值抑制梯度靠近 Y 轴情况.....	31

图 3.11	Canny 算子高阈值与低阈值提取边缘	32
图 3.12	Canny 算子检测尾流边缘	34
图 3.13	Canny 算子滤波后检测尾流边缘	35
图 3.14	利用 Canny 算子提取尾流轮廓	36
图 3.15	利用 Canny 算子提取尾流边缘	36
图 3.16	滤波图像与利用 Canny 算子提取尾流边缘	38
图 3.17	边缘标准差对比	40
图 4.1	尾流三维重建流程图	43
图 4.2	尾流边缘检测失真图	44
图 4.3	低阈值与高阈值检测尾流边缘示意图	46
图 4.4	边缘标准差随 K 变化示意图	49
图 4.5	尾流插值结果	54
图 4.6	尾流三维图像截取	56
图 5.1	软件设计结构图	60
图 5.2	数据处理流程图	61
图 5.3	软件主界面	62
图 5.4	尾流边缘检测流程图	63
图 5.5	边缘提取的界面图	63
图 5.6	尾流图像三维重建流程图	65
图 5.7	三维重建界面图	65
图 5.8	尾流三维重建图	68

表 3.1	边缘标准差对比.....	41
表 4.1	标准差均值随阈值的变化情况.....	48
表 4.2	第二组最优阈值选取情况.....	50
表 4.3	第五组最优阈值选取情况.....	50

第1章 引言

1.1 课题研究背景与意义

海洋的面积广阔,资源丰富,能够为人类生活及生产提供足够的能源。在探索海洋,开发海洋资源的过程中,舰船是最主要、最有效的交通工具之一。舰船在行驶过程中有很多的特征,其中舰船尾流是一个很重要的特征。舰船的尾流指舰船在航行过程之中由于螺旋桨的空化、壳体侧壁与水摩擦、溶于水之中的空气以及舰船在运动时卷入水中的空气搅拌破碎产生的航迹^[1]。作为一类主要的水下声目标,尾流具有十分重要的军事意义,在海战之中起着重要作用:1)能够影响探测设备的正常工作;2)是鱼雷进行探测、攻击目标的一个重要物理场;3)能作为潜艇规避的屏障^[2-4]。

对各类舰船尾流的声学特性进行研究,包括尾流的产生、持续时间和空间的分布、尾流之中气泡升浮的速度以及气泡散射与吸收的特征、水下声学尾流成像等方面,将会有助于更高性能的尾流自导鱼雷的研发。其中,尾流图像特征的提取技术是尾流几何特征获取的关键与基础,是研究尾流产生、持续时间以及空间分布的重要技术。

国外对尾流特性的研究从未中断,而我国至今还未对舰船尾流开展过十分全面的研究,因此很有必要对尾流图像特征提取技术进行研究。本为主要围绕舰船尾流图像进行研究,提取尾流边缘轮廓,并对二维图像进行三维重建,从二维和三维的角度对尾流特性进行研究。

1.2 国内外研究现状

在半个多世纪以来,国外对于尾流特性的研究从未中断。自20世纪40年代起,美国已经开展了对舰船尾流特性的研究^[16,17]。第二次世界大战的后期,美国已经大规模的测量、分析了从游艇到驱逐舰的尾流的声学特性,舰船类型十多类,测量次数达上百次,并将其结果记录汇编到专著之中^[18]。在第二次世界大战结束以后,利用声尾流进行自导的鱼雷已经研制成功。从20世纪60年代到80年代,美国的海军研究实验室(NRL)、海军海岸系统中心(NCSC)、海军研究生院(NPS)

和 David Taylor 研究发展中心 (DTRDC) 测量和分析了尾流中的气泡升浮速度、尾流的几何尺度以及气泡的散射特征和几何特征等^[19-22]。

到 20 世纪 90 年代, 美国、法国、加拿大海洋科学院测量了尾流声散射特性以及尾流几何特征和尾流的其他物理特性^[23-32]。目前, 俄罗斯已经在大量实验的基础上建立了尾流数据库, 并且将尾流技术装备到了某种类型的鱼雷上。下面介绍一下国外主要的研究成果:

(1) 加拿大海洋研究所

该研究所使用的设备有两套, 为 SeaScan 和 Susy。实验时, 被测船只从测量设备的上方通过, 设备记录了尾流的形态变化和使用不同频率时尾流散射强度的变化情况。侧扫声纳用来记录尾流的形态, 通过侧扫声纳可判断出尾流生存的时间, 扩展的形态变化和速度变化信息^[33, 34]。

(2) 加拿大国防报告

该报告利用的也是侧扫声纳测量尾流, 采用侧扫声纳是四通道 100kHz。实验时, 把侧扫声纳装实验船上, 声纳的作用距离 < 750m。在实验时, 实验船与声纳距离为 400-500m, 声纳的波束与所测量的尾流垂直, 实验船采用两种运动方式: 水平直线运动、90° 回转运动。实验中分别测量了这两种运动形式的尾流特征。

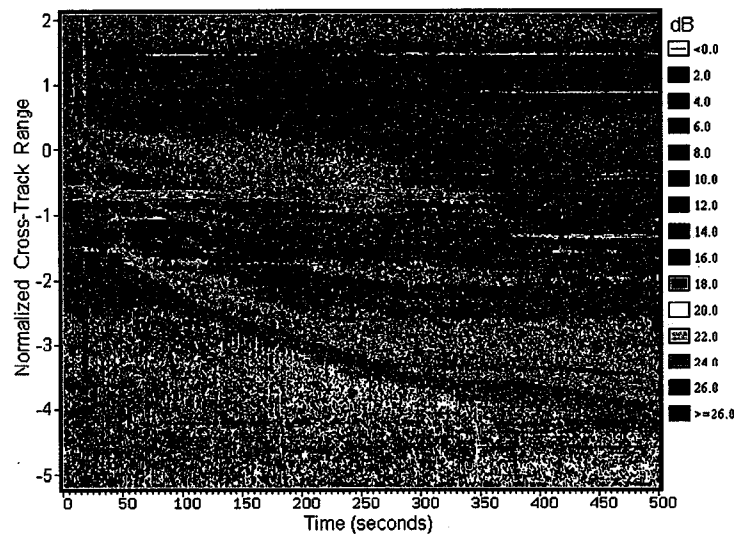


图 1.1 水平直线运动尾流声散射特性

Figure 1.1 Acoustic scattering characteristics of horizontal linear motion wake

图 1.1 给出了水平直线运动时实验船尾流的声散射特性，在水平轴大概 20s 处出现的垂直亮线为螺旋桨引起回波，前面为船壳回波，后面为尾流的回波，图中的水平亮线是水面回波。从图 1.1 中可看出尾流三个明显成分，判断出实验船尾流扩展速度及回波强度。

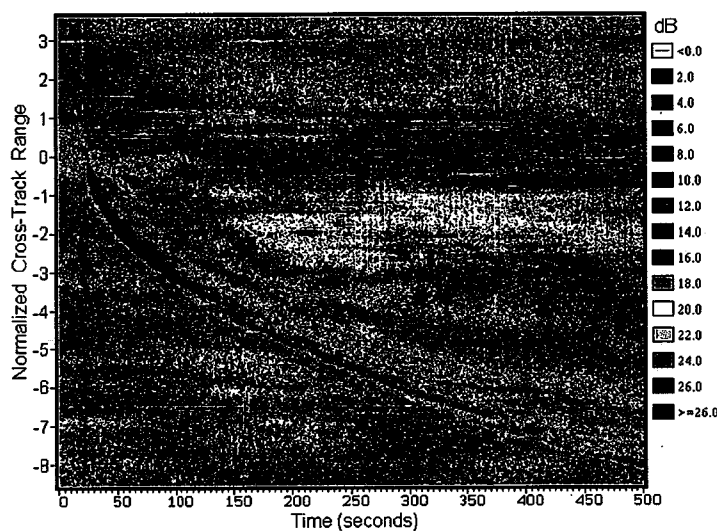


图 1.2 90° 回转运动尾流声散射特性

Figure 1.2 Rotating motion wake sound scattering characteristics

图 1.2 为实验船做 90° 回转运动时测量的结果，通过观察可知回转运动中尾流边界已经扩展到了大概实验船宽的 8.5 倍。同时，由于机动航向，在 >150s 时，尾流内部回波的强度出现明显衰落。因此，这种方法只能用于测量尾流侧面散射的特性。

(3) 法国 DNC 公司报告

美国诺瓦东南大学在佛罗里达州坦帕湾进行了一次三维声纳对尾流的探测试验^[35]。运用实时三维成像声纳工作频率 375KHz，观察扇面 50° X 50°，每个波束 0.39°，最大探测距离 150m。该声纳通过可伸缩装置安装于一小型考察实验船上（该船具有 AIS 系统）。试验目标船为一拖船，三维成像声纳对尾迹在水下进行了多角度的探测，并进行了相关图像合成处理和图像分形处理方法。试验结果见图 1.3：

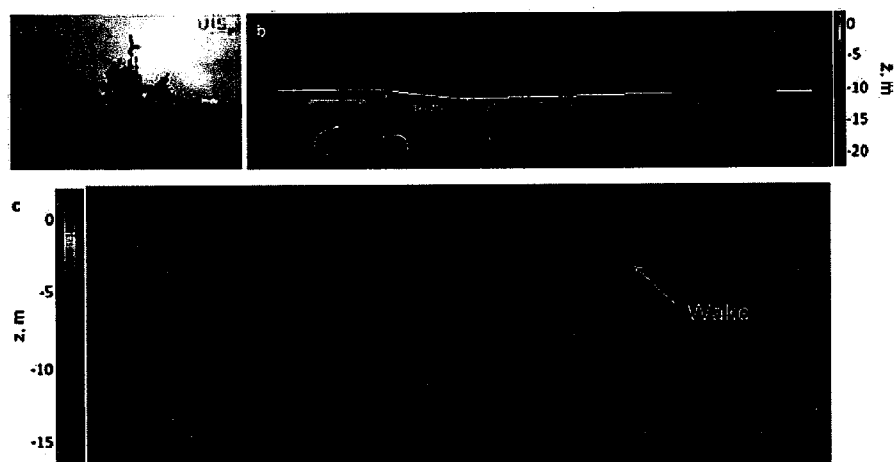


图 1.3 分形图像处理得到的尾流图像

Figure 1.3 Wake image processed by fractal image

图 1.3 中 b 图，中间的白色亮线为海面，下面紫色部分为海底。c 图为局部放大效果图，比较清晰的呈现处气泡云团状。该实验在图像提取部分利用了分形技术，得到了很好的效果。

国内对于尾流的研究起步比较晚，目前只有哈尔滨工程大学和声学所进行过单波束声纳的尾流测量^[5,6]。该方法只能记录下尾流形态及在深度方向上不同的频率对尾流散射强度随时间的变化，但是无法获取尾流生存时间，扩展速度及漂移和方位的信息。

哈尔滨工程大学的水声工程学院 1997 年在松花湖，使用单个换能器对摩托艇和交通艇尾流进行测试，重点研究了尾流散射强度和尾流产生后不同时间的频率序列。实验的目标船是交通艇，测量船头顶为湖心岛，两路换能器都布放在船尾，深度分别在 1.1m 和 2.0m，实验布置图如图 1.4 所示：

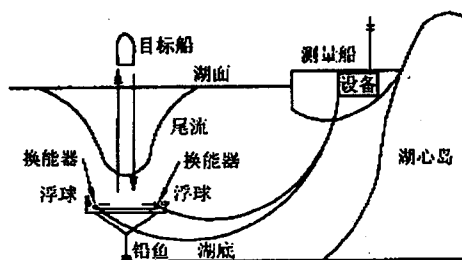


图 1.4 实验布置图

Figure 1.4 Experimental layout

实验时, 周期性发射 CW 脉冲信号, 脉宽分为 0.5ms, 1ms, 3ms 三种, 其中心频率为 330kHz, 对每种脉宽和航速都记录一个航次的数据。图 1.5 给出了竖直测量交通艇尾流的轨迹:

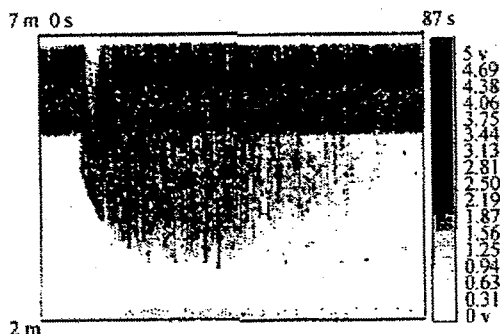


图 1.5 竖直测量交通艇尾流的轨迹

Figure 1.5 Vertical measurement of the trajectory of the wake of the traffic

与国外相比, 我国对于尾流声特性测量的研究起步较晚, 测量手段和技术相对落后, 仅利用单波束声纳对尾流进行了测量与分析, 只能获取某个剖面尾流特征, 而国外已经利用多波束声纳测量手段和相应的尾流图像的处理技术, 可以全面获取尾流的形态、生存时间、扩展速度及漂移和方位的信息, 以及在深度方向上尾流散射强度随时间的变化。目前, 我国尚未开展自身尾流声特征技术的研究, 我国海军也还没有建立自身尾流声特性的测量系统, 缺乏各种舰船的尾流声特性的资料库。利用多波束声纳对尾流进行测量将是必然的趋势, 研究从尾流的图像中提取出声特征是重点。

对尾流特征提取主要方法是将其边缘提取出来, 利用了图像的边缘检测的技术。图像的边缘提取技术在很早之前就成为了图像处理以及计算机视觉领域中十分热门与重要的研究课题, 从其诞生之时开始就备受图像处理相关领域的关注。关于图像边缘检测的研究, 在 1959 年开始出现。边缘检测与提取开始系统化研究, 是由 L.G.Roberts 最早开始的。在这之后, 对边缘检测的研究从未停止, 并且不断的涌现出了新的理论和技术。

在对图像进行处理时, 需要分析图像的特性, 从频率角度而言, 图像中出现的边缘部分、颗粒噪声等“突变”部分是图像中的高频部分, 而背景部分、变化比较缓慢的部分是低频部分。最早开始边缘检测的研究就是从频率变化着手, 因

此引入了微分运算来处理图像。一阶的微分算子主要从梯度模的角度来分析,主要有 Roberts、Sobel、Prewitt、Laplace 等算子。这几个边缘检测算子主要的处理方式相近,都是以待处理的像素点为中心,计算其邻域内的梯度值,根据梯度值选择出其中的边缘部分。这些边缘检测算子可以解决大部分情况下的边缘问题,但是还是存在一些问题。这些算子检测的边缘通常是不连续的,噪声干扰也比较严重。随着对图像边缘研究的不断深入,在 1986 年时,John Canny 提出比较成熟全面的边缘检测算法——Canny 算子,同时提出了边缘检测三条准则。Canny 算子与 Roberts 等算子一样,都是一阶算子,其贡献在于确立了最优准则^[8]。本文主要利用一阶微分算子提取尾流图像的边缘,取得了比较好的效果。

近年来,随着科技的发展进步,以严谨的数学理论和高新的技术为基础,图像的边缘提取领域中不断的引入了新的概念和方法。利用各种新理论工具对图像的边缘进行提取的方法得到了更加深入的研究。比较受到关注的研究方向有:利用统计学方法^[36]、应用神经网络^[37]的思想、基于形态学的边缘检测^[9,38]、基于模糊理论边缘研究^[10,39]、利用分形理论思想的边缘研究^[11]、基于蚁群算法的提取技术^[12]等。

1.3 本文主要研究内容

论文主要是利用一阶微分算子对尾流图像进行边缘提取,将提取的边缘进行三维重建,形成完整的尾流图像。最后编写一套集成多种图像处理方法的软件,软件具备处理与分析尾流实验数据的功能。

本文结构如下:

第一章是绪论。介绍舰船尾流研究的意义及背景,国内外对尾流及图像处理方面的研究现状,概括性介绍了全文。

第二章对尾流项目进行简单的介绍,包括实验室尾流测量设备即实验过程,并且简要分析了多波束声纳测量的尾流图像。

第三章对尾流图像进行边缘提取。首先对尾流图像进行降噪滤波,然后比较各种边缘提取算子对尾流图像边缘的提取效果,选出比较好的边缘提取算法。

第四章对尾流图像进行三维重建。首先采用自适应的方式选出每一帧图像的阈值,然后比较各种插值方法对提取的尾流边缘的插值效果,选出最合适的插值方法,最后将尾流边缘进行三维重建。

第五章编写一套集成多种图像处理方法的软件，对软件功能进行基本介绍。

第六章对论文的研究内容进行概括总结与展望。

第2章 多波束声纳测量尾流

目前,国内一些研究机构正在进行尾流的研究,实验室已经研制出了完整的采集尾流信号的实验设备,并完成了湖试、海试等实验,采集到了许多尾流数据。本章主要是对尾流信号采集系统以及实验做一些简要的介绍。

多波束声纳系统研制从20世纪60年代开始,起源于美国海军研究署所资助海军研究项目,由于其测量范围大、效率高、精度好、实时自动绘图、记录自动化等特点,成为水下目标探测的重要手段,实验室的尾流探测设备正是用了多波束系统。

海面 and 尾流的散射强度不同,利用这一特点可以获取尾流的几何特征以及生存周期信息。将多波束声纳安装在坐底测量平台或者搭载在自主水下航行器上,被测船从上面经过,采集尾流散射强度变化的信息,可以获取被测船尾流从无到有的几何特征以及生存周期等特征。

2.1 波束形成技术

声纳波束形成目的是使传感器阵列信号发射和接收具有指向性。可以将波束形成看作一个空间滤波,它使得基阵在预定的方向具有较高的灵敏度,同时抑制来自其他方向的噪声和干扰。对于发射系统,具有指向性可以将发射能量集中在某个方向,用较小的发射功率探测更远的目标;对于接收系统,指向性可以使系统在指定方向接收,抑制其他方向的干扰。

当探测目标在不同方位时,因为各接收信号和基准矢量相位差不同,所以形成的输出的幅度不同。不同方向的目标基阵响应大小不同,这是基阵指向性的基本原理。下面以直线阵为例简单介绍一下波束形成的一般原理。

设一个由 N 个无方向性等间距阵元组成的直线阵,阵元之间间距为 d ,相邻基阵元的时延为 τ ,远场处有一个信号源,可以近似看作平面波入射,入射方向为 θ ,如图2.1所示:

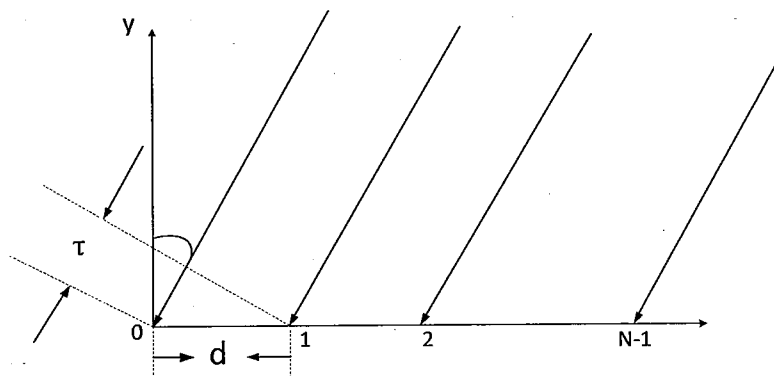


图 2.1 均匀直线阵示意图

Figure 2.1 Uniform linear array

图 2.1 是均匀直线阵示意图, 其中 $\tau = \frac{d \sin \theta}{c}$, c 为声速, 波长为 λ 。设入射波为频率是 ω 的单频余弦信号, 则各阵元输出信号为:

$$s_0(t) = A \cos \omega t$$

$$\vdots$$

$$s_n(t) = A \cos(\omega t + n\varphi) = A \operatorname{Re}[e^{j\omega t} \cdot e^{jn\varphi}] \quad \dots (2.1)$$

式 2.1 为均匀直线阵各阵元输出信号, 其中 A 为信号的幅度值, $\operatorname{Re}(\cdot)$ 代表取信号实部的记号, ω 代表信号的角频率, φ 为相邻阵元接收到的信号的相位差, 有:

$$\varphi = 2\pi f\tau = \frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta \quad \dots (2.2)$$

可以得到基阵的输出为:

$$s(\theta, t) = \sum_{n=0}^{N-1} s_n(t) = A \operatorname{Re}[e^{j\omega t} \sum_{n=0}^{N-1} e^{jn\varphi}] \quad \dots (2.3)$$

利用关系式:

$$s = 1 + a + a^2 + \dots + a^{N-1} = \frac{1-a^N}{1-a} \quad \dots (2.4)$$

化简式 2.3 中:

$$\sum_{n=0}^{N-1} e^{jn\varphi} = \frac{1-e^{jN\varphi}}{1-e^{j\varphi}} = e^{-j[(N-1)\varphi/2]} \frac{\sin(N\varphi/2)}{\sin(\varphi/2)} \quad \dots (2.5)$$

所以式 2.3 可化简为:

$$s(\theta, t) = A \frac{\sin(N\varphi/2)}{\sin(\varphi/2)} \cos[\omega t + (N-1)\varphi/2] \quad \dots (2.6)$$

将式 2.6 除以 NA , 将幅值进行归一化, 可得到输出信号的幅值, 为:

$$D(\theta) = \left| \frac{\sin(N\varphi/2)}{N \sin(\varphi/2)} \right| = \left| \frac{\sin\left(\frac{N\pi d}{\lambda} \sin \theta\right)}{N \sin\left(\frac{\pi d}{\lambda} \sin \theta\right)} \right| \quad \dots (2.7)$$

从式 2.7 可以看出, 当 $\theta = 0$ 时, $D(\theta) = 1$, 实现同相相加, 基阵具有最大输出, 此时直线阵的自然指向为阵的发现方向。如图 2.2 所示:

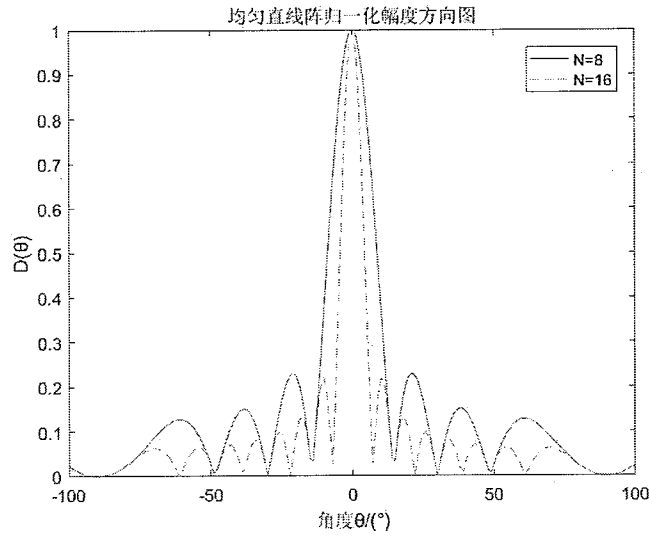


图 2.2 均匀直线阵归一化幅度方向图

Figure 2.2 Uniform linear array normalized amplitude pattern

图 2.2 为式 2.7 对应 8 阵元、16 阵元均匀直线阵的归一化幅度方向图, 阵元间隔为: $d = \lambda/2$ 。由图 2.2 可知, 幅度方向图在 $\theta = 0^\circ$ 方向有一个主瓣, 而其他方向存在多个旁瓣。主瓣宽度定义为半功率的宽度, 主瓣的宽度决定了阵列分辨率, 主瓣相对较宽时, 分辨率相对较低, 反之则较高。

均匀直线阵是最简单的一种基阵, 另外还有圆形阵、球形阵及圆柱阵。均匀分布的平面离散圆阵如图 2.3 所示:

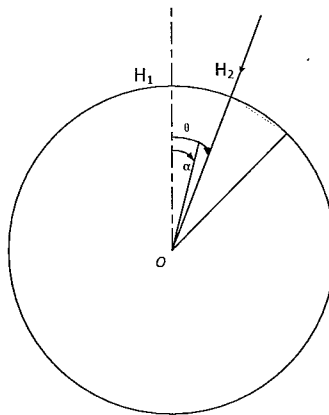


图 2.3 均匀分布离散圆阵示意图

Figure 2.3 Schematic diagram of uniformly distributed discrete circular array

如图 2.3 所示, 设圆阵的半径为 r , 将基元按顺时针方向依次记为: $H_1, H_2, \dots, H_N$, 把圆心与基元 H_1 连线的方向选为 0° 方向, 相邻基元的夹角为 $\alpha = 2\pi/N$, 设信号的入射方向为 θ , 经过计算可得均匀分布离散圆阵的归一化指向性函数为:

$$D(\theta) = \frac{1}{N} [E(s^2(t))]^{\frac{1}{2}}$$

$$= \frac{1}{2} [(\sum_{i=0}^N \cos 2\pi f \Delta_i(\theta))^2 + (\sum_{i=0}^N \sin 2\pi f \Delta_i(\theta))^2]^{1/2} \quad \dots (2.8)$$

式 2.8 为圆阵指向性函数的表达式。式 2.8 中 f 为信号频率, $\Delta_i(\theta) = \tau_i(\theta) - \tau_i(\theta_0)$, $\tau_i(\theta)$ 为 H_i 相对于 O 点的时延, 为了在 θ_0 方向形成波束, $\tau_i(\theta_0)$ 为 H_i 的信号加的时延,

为了改善基阵的指向性, 抑制旁瓣的干扰, 可采取加挡的方法。对圆阵进行加挡, 进行一定的声屏蔽, 基阵的基元都具有了指向性, 可以增加测量方向的灵敏性, 减少不必要的干扰。在测量尾流时, 多波束声纳采用坐底和机动两种测量方式, 利用圆弧阵进行测量, 在观测到完整尾流信息的同时, 可以抑制噪声, 增加灵敏性, 所以实验室采取了圆弧阵对尾流进行测量。

2.2 多波束声纳系统

2.2.1 系统组成

实验室多波束声纳系统由船载分系统和水下分系统两大部分组成, 系统框图如图 2.4 所示。

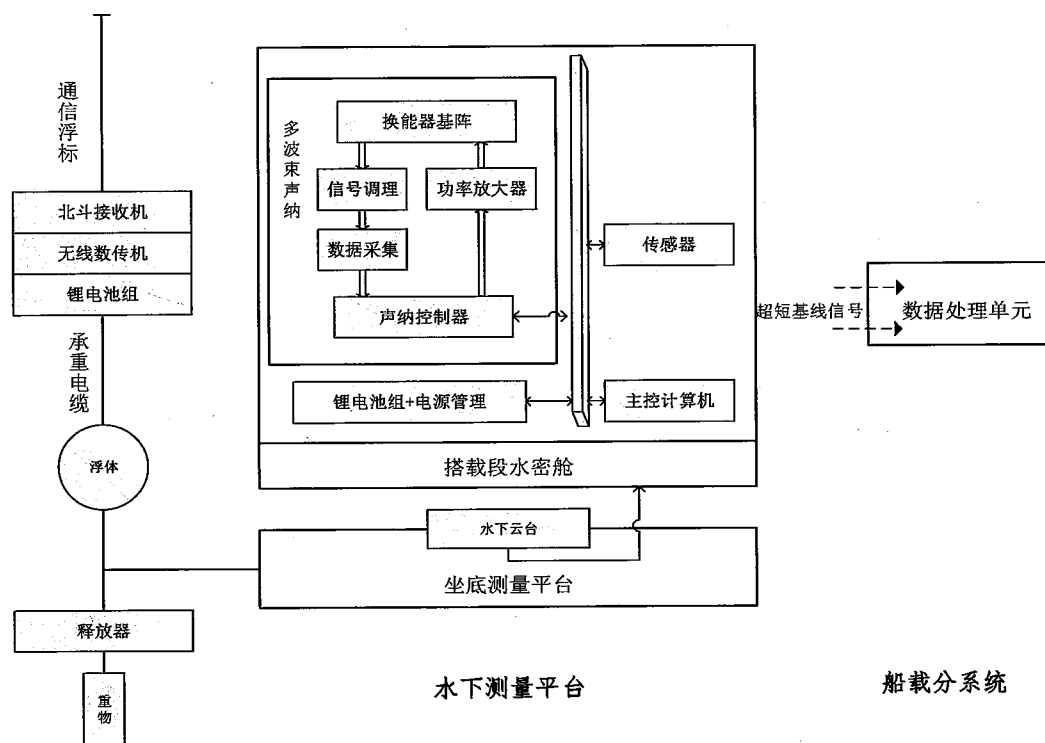


图 2.4 多波束声纳系统框图

Figure 2.4 Multi-beam sonar system block diagram

图 2.4 为多波束声纳系统框图，试验设备有两个测量平台，图 2.4 只画出其中的一个，另一个测量平台的结构与图 2.4 所示的相同。船载分系统由尾流测量显控台、船载定位通信装置、通信电台、数据处理单元组成；水下分系统由两套搭载段水密舱、两套水下坐底测量平台和两套通信浮标组成。其中每套搭载段水密舱包含多波束声纳、单波束声纳、主控计算机和锂电池组等。搭载段水密舱既可以安装在坐底测量平台上实现坐底测量，又可以搭载在自主水下航行器（AUV）上实现机动测量。

船载分系统主要由尾流测量显控台（含显控分机）、船载定位通信装置、无线数传机、北斗接收机等部件组成。

船载分系统用于监视控制水下分系统的工作状态。通过船载定位通信装置或无线数传机来查询搭载段水密舱内各设备的工作状态和获取各类数据（如姿态信息、定位信息等）；船载分系统可以发送指令对搭载段水密舱进行统一授时，配置各类声纳参数和声纳工作时隙，命令声纳设备进行开机工作；船载分系统可以有效对搭载段水密舱电池电量进行管理；船载分系统可以控制水下云台调整多波

束声纳的姿态；船载分系统具备目标船航线设计功能，实时显示测量船位置以及目标船的航行轨迹；还具备控制水下释放器释放功能，有利于回收水下分系统。

2.2.2 多波束声纳指标

下面是多波束声纳的一些参数：

- (1) 工作频段：中心频率 f_0 ，带宽 $\geq 10\%$ ；
- (2) 发射声源级： $> 200\text{dB}$ ；
- (3) 发射波束开角： $120^\circ \times 1^\circ$ (f_0 时)；
- (4) 接收波束开角： $1^\circ \times 20^\circ$ (f_0 时)；
- (5) 波束数：128 个；
- (6) 角分辨率： 1° ；
- (7) 最大工作深度：100m。

2.3 实验流程

实验时，舰船尾流测量具有坐底和机动两种测量方式。在坐底测量方式下，将采集的状态和最终结果数据通过浮标传输至母船，原始数据存储于搭载段中的存储器中，用于事后提取分析。使用坐底测量方式时测量系统的布放图如图 2.5 所示：

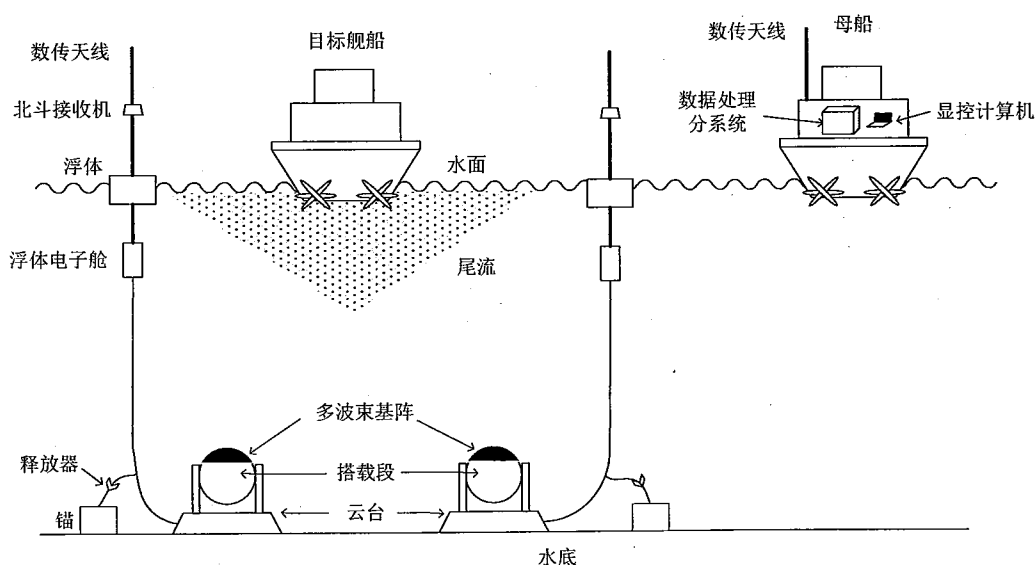


图 2.5 舰船尾流目标特性测量系统布放图

Figure 2.5 Ship wake target characteristic measurement system layout diagram

如图 2.5 所示, 本系统由船载分系统、水下分系统 (含通信浮标、云台、搭载段水密舱) 组成。其中水下分系统的搭载段水密舱是舰船尾流测量的主体。其中搭载段水密舱包含有多波束声纳、单波束声纳、主控计算机 (含网络交换机) 和锂电池组。为了达到实现坐底和机动两种测量方式, 搭载段水密舱按照 AUV 的一个舱段形式进行设计, 口径与 AUV 相同。在坐底测量时, 搭载段水密舱两侧加装密封端盖后, 安装在云台上, 然后布放下水进行尾流测量; 搭载段水密舱也可以去除两侧密封端盖后, 直接与 AUV 进行顺利对接, 实现机动测量。

当采用坐底测量布放方式时, 两套水下搭载段分别通过浮标上的通信电台接收母船指令 (水下云台转动、声纳工作、各传感器工作等任务), 通过浮标上的北斗接收机接收授时定位信息, 利用北斗同步脉冲对两个搭载段声纳进行时隙分配, 达到声纳分时工作的目的。并可发送水下搭载段及云台工作状态 (云台角度信息、多波束声纳和单波束声纳工作状态) 及测量数据 (单帧多波束测量结果) 到母船。

当采用 AUV 搭载方式工作时, 可以与 AUV 的主控系统建立网络连接, 搭载段自动开机运行, 读取预先设定的参数文本, 实现机动方式尾流目标特性测量。

2.4 多波束声纳系统测量尾流结果

利用多波束声纳测量尾流示意图如图 2.6 所示, 由于海面反射很强, 可看作是反射系数为-1 的镜面反射, 而尾流反射相当于是体积散射, 远小于海面反射。接收旁瓣只比主瓣低 13dB 左右, 当接收主瓣收到的尾流信号与接收旁瓣收到的海面反射信号同时到达时, 海面反射信号将会干扰尾流信号, 导致尾流图像模糊。

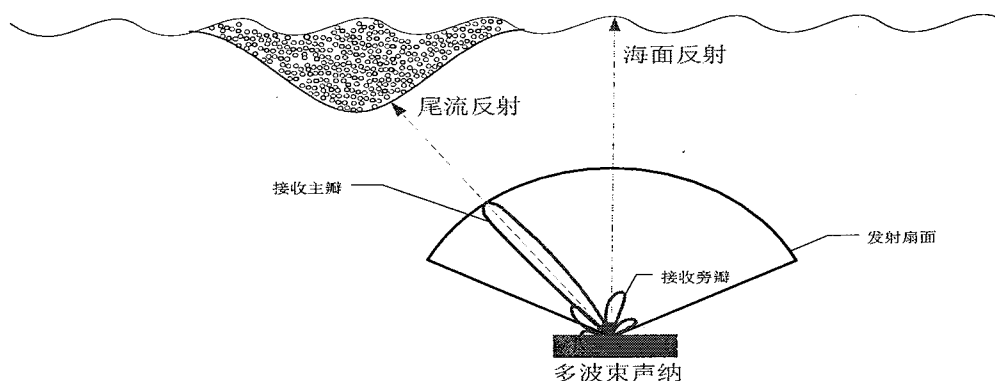


图 2.6 多波束声纳测量尾流示意图

Figure 2.6 Multi-beam sonar measurement wake diagram

利用多波束声纳测量尾流结果如图 2.7 所示：

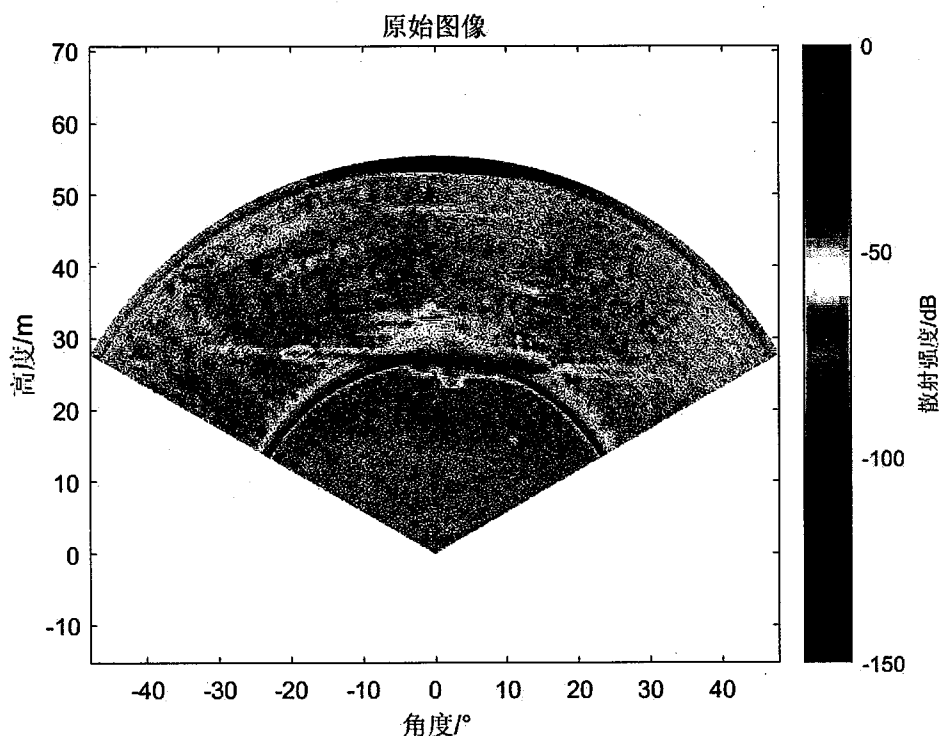


图 2.7 尾流的原始图像

Figure 2.7 Original image of the wake

如图 2.7 所示,横轴为多波束声纳扇形角度范围 $-60^{\circ} \sim 60^{\circ}$,纵轴为高度值,单位为 m,零点表示坐底测量平台位置,图 2.7 中水平面大约在距坐底测量平台 29m 处。图像的颜色代表了单位体积散射强度,单位为 dB。观察图像可知,尾流信息大约在图像的中间位置,部分与图中“亮环”重合,而图中的“亮环”部分正是因为海面反射造成的,尾流单位体积的散射强度大约在 $-45\text{dB} \sim -50\text{dB}$ 。在“亮环”的下部出现了小的亮斑,这个是由于鱼群等水域环境的影响所造成。水平面上部的图像为下面图像的镜像,我们研究的尾流图像大部分集中在水平面下部,所以在之后的研究中主要提取水平面下面的尾流图像,上部的镜像图像必要的时候可以对尾流图像进行补充。

观察多波束声纳对尾流的成像可知,其可以获取研究所需的尾流信息,但是海面干扰比较强烈,鱼群等环境因素也会造成一些噪声,这些都是后续尾流边缘提取中需要重点解决的问题。

2.5 小结

本章主要是对尾流测量装备的系统组成及实验过程做简单的介绍。首先简单的介绍了波束形成的原理，然后介绍了多波束声纳的系统组成和实验过程，最后分析了多波束声纳测量的尾流图像。

本章第 1 节简要介绍了波束形成原理，以线阵为例说明，因为线阵比较简单，其他的基阵波束形成原理相似，测量尾流时采取的是圆弧阵，是比较理想的测量尾流的基阵。

本章第 2、3 节主要介绍了多波束声纳的组成，详细的介绍了系统的组成和实验时装置的布放，说明了尾流的测量过程。

本章第 4 节主要分析了多波束声纳测量的尾流图像。多波束可检测到尾流信息，同时也由于多波束声纳测量信号的特点，旁瓣噪声会干扰尾流图像，旁瓣产生的干扰也是下一步尾流边缘检测要考虑的主要问题。

本章只是对尾流检测系统及实验过程做简单的介绍，利用尾流系统测量尾流信息，根据尾流图像将尾流边缘检测提取出来，再将尾流边缘进行三维重建是本文主要研究的部分，在接下来的两章会重点讨论。

第3章 尾流图像的边缘提取

3.1 引言

第二章主要对尾流图像提取的原理、实验系统设备以及实验过程做了简要的介绍，从本章开始介绍对尾流图像的处理，也是论文研究的主要部分，本章主要介绍对尾流图像的边缘提取。

对尾流图像进行边缘提取时，采取了如下的过程：

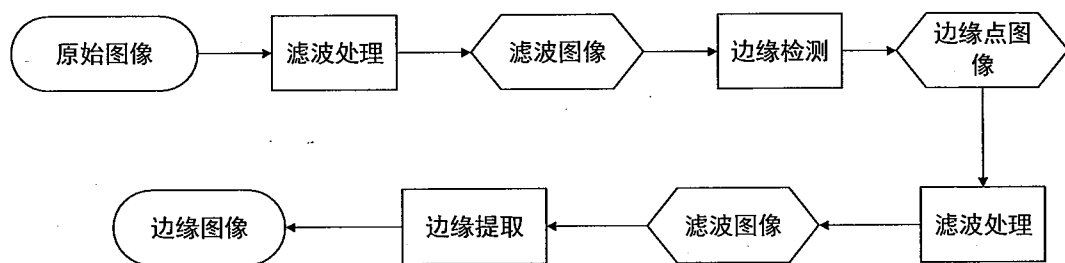


图 3.1 尾流边缘提取流程图

Figure 3.1 Wake edge extraction flow chart

首先对尾流图像进行滤波处理，滤除尾流图像的主要干扰，然后检测提取尾流边缘。图像的边缘提取作为图像处理领域中最经典研究课题之一，一直以来都备受关注，也有很多边缘提取的方法，本章针对尾流图像的特点，尝试了许多经典处理方法，Roberts 算法、Sobel 算法、Prewitt 算法、Laplace 算法、Canny 算法，并且选出最合适的边缘提取手段。然后再对图像进行滤波，经过边缘提取，减弱了许多干扰和噪声，这时候再进行一次降噪可以滤掉一些比较强的噪声，为尾流边缘的获取做准备。滤波之后提取尾流轮廓，这一部分就是我们要提取研究的部分，最后对提取的尾流边缘进行评价。

3.2 尾流图像的滤波

由第二章多波束声纳成像特点可知，利用多波束声纳获取尾流的图像可以得到尾流信息，但是同时也伴有很强的噪声和干扰，最主要的是由海面反射产生，在尾流图像中体现为“亮环”部分（见图 2.7），为了得到比较好的尾流边缘信息，必须首先对图像进行降噪处理。

传统的边缘检测，用到的数学理论一般是一阶、二阶导数的相关原理，但是如果利用导数来处理数字图像（如：尾流图像）时，图像中的噪声会造成很大干扰，因此通常需要对图像先进行滤波处理。但是，大多数的滤波处理在降低噪声的同时也对边缘强度造成了损失。因此，在降低噪声和保存边缘强度之间需要有一个折衷的选择。常见的图像滤波方法包括中值滤波，均值滤波和高斯滤波。下面分别用这三种滤波方式处理尾流图像，观察比较滤波效果。

中值滤波是一种非线性的滤波方式，对图像有很好的平滑作用，主要借鉴了排序和统计方面的理论，在抑制噪声方面有很好的效果。中值滤波的原理是：数字图像中的每一个像素点的灰度值，用该像素点指定邻域内像素点的中值来确定。通过中值滤波可以平滑周围的点，让其更加接近准确值，消除一些孤立的点状噪声。具体操作方法是采用指定结构的二维模板，在图像（本文中指尾流图像）范围内滑动该模板，对模板中的像素点的灰度值进行排序（按照递增或者递减的顺序），生成单调递增（或者递减）的二维数据序列。二维中值滤波的输出为 $G(x, y) = \text{med}\{g(x-k, y-l), (k, l \in W)\}$ ，其中， $g(x, y)$ 为原始图像， $G(x, y)$ 为处理后图像， W 为模板，通常为 3×3 ， 9×9 的矩形区域，也可以是其他形状的区域，如：圆形、环形、十字形、线性等。

均值滤波是一种线性滤波，主要的理论就是邻域的均值计算。其基本的原理为：计算数字图像中像素点特定邻域像素点灰度值均值，并用该均值来代替对应像素点的灰度值。具体操作为，对于待处理的尾流图像中的像素点 (x, y) ，指定合适的模板，计算模板中所有像素点的灰度值均值，该像素点 (x, y) 的灰度值 $G(x, y)$ 用所得均值代替，即 $G(x, y) = 1/m \sum g(x, y)$ ，其中 m 为该模板中像素的总个数。

高斯滤波也是一种应用比较多的降噪方式，主要处理高斯噪声，采用的是线性滤波方式。基本原理与均值滤波类似，不同的是高斯滤波在计算数字图像（如：尾流图像）中每个点的灰度值时，都是通过其本身和邻域内的灰度值加权平均得到。具体操作为，对于待处理的尾流图像中的像素点 (x, y) ，指定合适的模板，用模板计算得到的加权均值代替当前像素点的灰度值。

分别用上述三种方法对图像进行滤波，如图 3.2 为用中值滤波对尾流图像进行滤波的结果：

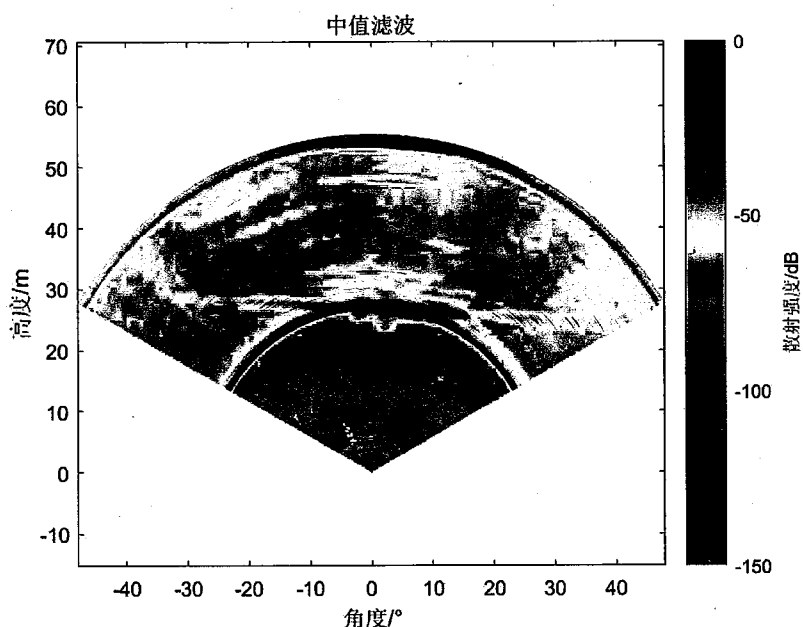


图 3.2 尾流图像中值滤波结果

Figure 3.2 Wake image median filtering result

对比图 3.2 与图 2.7 可知，中值滤波对于尾流图像主要起到了平滑的作用，可以过滤掉部分噪声，但是对于由旁瓣产生的“亮环”干扰并没有明显的滤除效果，对尾流后续边缘提取没有明显的帮助。均值滤波与高斯滤波对尾流图像的效果与中值滤波的相似，他们主要都是对图像起到平滑作用，并没有过滤掉“亮环”干扰。

常用的降噪方法还有背景消除法，具体实行过程为记录几帧没有尾流信号的环境数据，取均值作为背景数据，再用尾流图像的数据减去背景数据，以此剔除噪声。但是，由于海面等环境多变，这种降噪方法也不能过滤掉“亮环”干扰。

为了过滤掉噪声，对尾流图像进行分析，其主要的干扰是由旁瓣产生，特点是形状为几乎同一半径下的“亮环”，强度相近，根据这一特点，提取亮环数据，构造一个包含“亮环”干扰并且没有尾流图像的背景环境，背景环境图像如图 3.3：

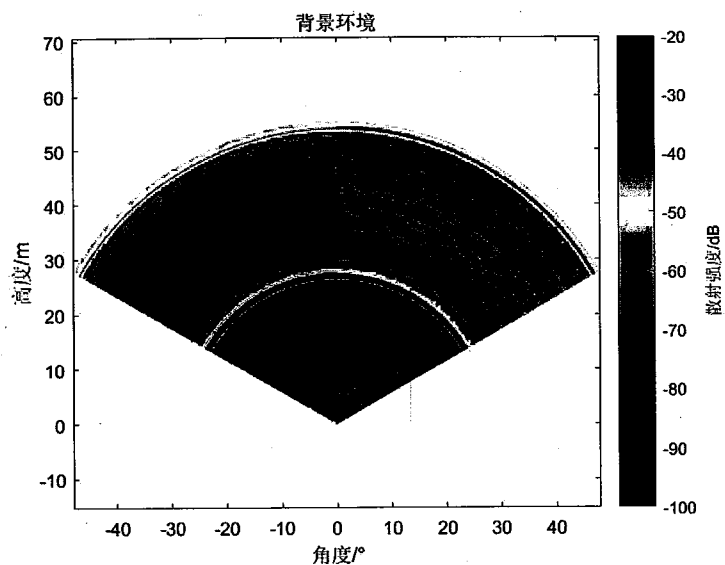


图 3.3 背景环境

Figure 3.3 Background environment

用尾流数据减去背景环境的数据就可以得到降噪结果。即：

$$Y' = Y - D; \quad \dots (3.1)$$

（式 3.1 中 Y 为原始图像，D 为背景环境，Y' 为滤波后图像）

滤波结果如图 3.4：

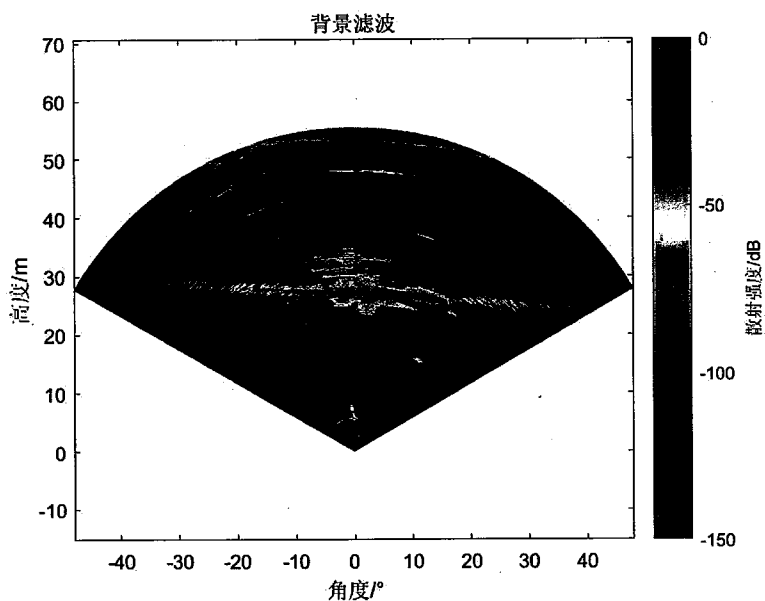


图 3.4 背景消除法降噪结果

Figure 3.4 Background elimination method noise reduction result

观察图 3.4 可知，这种背景消除法可以有效的剔除旁瓣产生的干扰，使图像中的尾流数据更加具有分辨性，有利于下一步尾流图像的边缘提取。

3.3 尾流图像的边缘提取

关于图像边缘检测的研究已经有较长的历史，出现了微分算子法、曲面拟合法、形态学法、神经网络分析法、遗传算法和小波变换法等多种边缘提取的方法，本论文主要讨论常用的空间域边缘检测微分算子在尾流边缘提取中的应用。

3.3.1 空间域边缘检测微分算子

在处理二维图像 $f(x, y)$ 时，对于一阶微分的计算是通过梯度计算来完成的，而图像的梯度计算是通过二维矩阵来定义的。例如，对于尾流图像 $f(x, y)$ ，其代表的像素点为 (x, y) ，用 G_x 表示尾流图像 $f(x, y)$ 在对应像素点沿 x 方向梯度、 G_y 则表示尾流图像 $f(x, y)$ 沿 y 方向上的梯度，那么梯度的矢量可以表示为：

$$\nabla f = [G_x, G_y] = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad \dots (3.2)$$

式 3.2 中 ∇f 为梯度矢量， $\frac{\partial f}{\partial x}$ 为对 $f(x, y)$ 求 x 方向的偏导数， $\frac{\partial f}{\partial y}$ 为对 $f(x, y)$ 求 y 方向的偏导数。

在处理尾流图像时，为了更加了解尾流灰度值变化情况，需要得到灰度值变化最快的方向，即梯度的方向，令 θ_g 表示灰度值变化最快的方向（梯度方向），那么：

$$\theta_g = \arctan^{-1}(f_y/f_x) \quad \dots (3.3)$$

式 3.3 中 θ_g 为梯度方向， f_x 、 f_y 分别为 f 在 x 、 y 方向的增量，在 θ_g 方向的变化率的速度（即梯度的幅度）为：

$$g(x, y) = |\nabla f(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial y}\right)^2} \quad \dots (3.4)$$

式 3.4 中， g 为所得梯度幅值，在计算梯度幅值时采用的是 2 的范数，根据不同的情况，也可以采用其他的范数，常用的有：

$$g(x, y) = \left| \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \right| \quad \dots (3.5)$$

或者使用无穷大范数：

$$g(x, y) = \max\left(\left|\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}\right|, \left|\frac{\partial f(x, y)}{\partial y}\right|\right) \quad \dots (3.6)$$

在处理尾流图像等数字图像时，可以根据具体的实际需要，用差分计算代替上述复杂计算，如：

$$f_x(x, y) = f(x, y) - f(x - 1, y) \quad \dots (3.7)$$

$$f_y(x, y) = f(x, y) - f(x, y - 1) \quad \dots (3.8)$$

式 3.7 表示点 (x, y) 在 x 方向一阶差分值，式 3.8 表示点 (x, y) 在 y 方向一阶差分值

在对二维数字图像进行具体的处理时，为了计算方便，对于梯度值的计算通常用小区模板的卷积实现。把一阶导数和二阶导数作为数学基础来构造边缘检测算子，图像沿 x 轴和 y 轴的变化情况通常利用导数变化（即梯度值变化）来反映。对于图像沿 x 轴的梯度 G_x 和图像沿 y 轴的梯度 G_y ，各自用一个模板来检测，然后综合两个模板检测的检测情况，构成梯度算子。图像检测经过长期的研究，已经出现了许多比较成熟的模板算子，并各有特点。常见的边缘检测算子及其模板如图 3.5 所示：

$$\begin{array}{ll}
 D_x = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} & D_y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} & D_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} & D_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 \text{(a) Roberts 模板} & & \text{(b) Sobel 模板} \\
 D_x = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} & D_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} & D_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\
 \text{(c) Prewitt 模板} & & \text{(d) Laplace 模板}
 \end{array}$$

图 3.5 边缘检测算子模板图

Figure 3.5 Edge detection operator template diagram

3.3.2 经典边缘检测算子对尾流边缘提取

下面分别用 Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子、Laplace 算子检测尾流图像的边缘。

3.3.2.1 Roberts 算子对尾流边缘的提取

作为经典的边缘检测算子之一，Roberts 算子在检测边缘时用到的是差分计算方式，其梯度值是通过对角方向的像素点灰度值的差分值来计算的，算子的形式如下：

$$G_x = f(i, j) - f(i-1, j-1) \quad \dots (3.9)$$

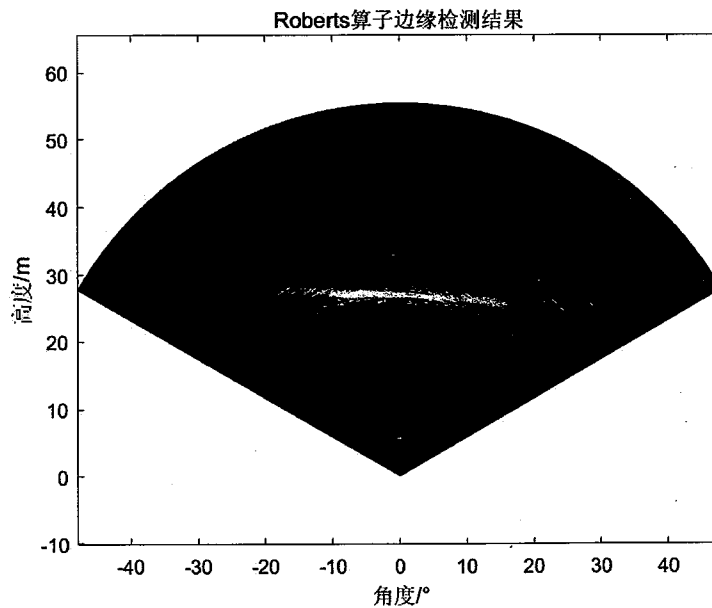
$$G_y = f(i-1, j) - f(i, j-1) \quad \dots (3.10)$$

$$|G(x, y)| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \dots (3.11)$$

式 3.9 表示点 $f(i, j)$ 在 x 方向一阶差分，式 3.10 表示点 $f(i, j)$ 在 y 方向一阶差分，式 3.11 表示点 $f(i, j)$ 的梯度值。

用图 3.5 (a) 中 Roberts 的两个算子与图像进行卷积运算之后，可以求出尾流图像梯度幅值 $G(x, y)$ ，然后选合适阈值 τ 。判断，若 $G(x, y) > \tau$ ，那么点 $f(i, j)$ 为尾流的边缘点；否则，点 $f(i, j)$ 不是尾流的边缘点。由此可以得到一个二值（零一图）图像 $\{g(i, j)\}$ ，即尾流图像的边缘。

利用 Roberts 检测的尾流边缘结果如图 3.6:



(a)

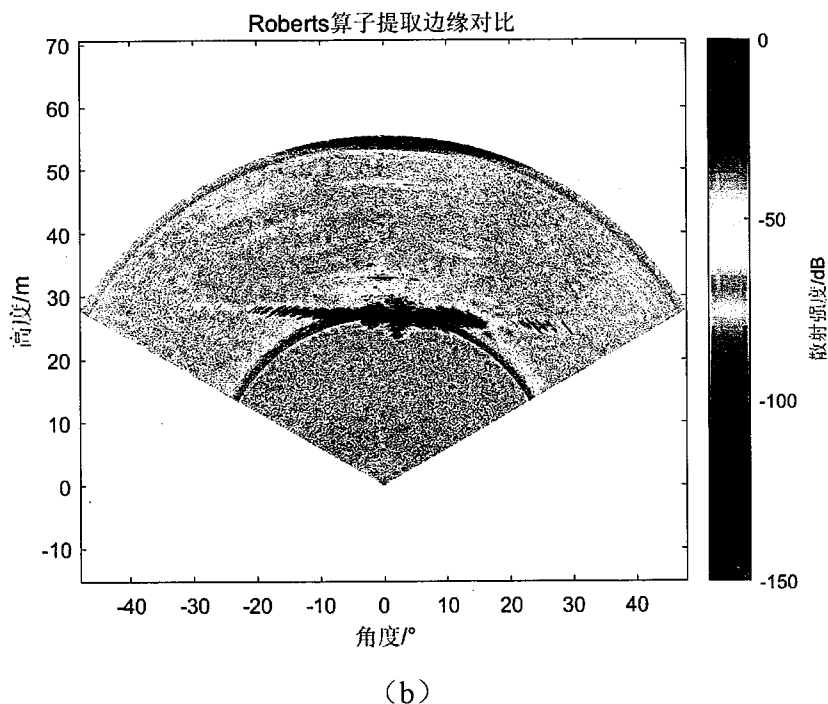


图 3.6 Roberts 算子检测尾流边缘

Figure 3.6 Roberts operator detects wake edge

图 3.6 (a) 表示用 Roberts 算子检测的边缘, 为零一图, 图 (b) 表示将 Roberts 算子检测的边缘代回到原图中, 与原图进行比较, 对比尾流边缘提取效果。分析图 3.6 中 (a) 图可知, 对于要检测的尾流边缘, 去除“亮环”干扰留下的边缘噪声仍然是主要的影响。此时 Roberts 算子在检测边缘时还能够检测到许多去除“亮环”干扰后留下的边缘, 如果加大阈值可以过滤掉更多的噪声, 但是在当前阈值下尾流中间的信号已经被滤掉很多, 增大阈值必然造成更多尾流信号的损失, 不能准确的提取尾流的轮廓, 对后续尾流几何特征的研究造成误差。所以当前的阈值是对于降噪和保存尾流信号的一个比较折衷的选择, 但是噪声影响还是比较大。通过观察图 (b), 比较 Roberts 算子提取的尾流图像与原始尾流图像可知, Roberts 算子基本可以将所有的尾流信号提取出来, 具有一定的可信度, 但是通过与原图进行比较可以看出这种算法产生了很多野点, 不利于边缘提取。

需要说明的是, 利用 Roberts 算子检测尾流边缘, 其结果并不是预想的一条边缘, 而是一片区域, 这是因为在尾流内部单位体积的散射强度变化也比较复杂, 使用后续边缘提取算子提取的边缘也具有这样的特点。本文研究的是尾流的边缘

轮廓,最终提取的是反应尾流轮廓形状的边缘,具体会在边缘提取算子提取边缘之后进行进一步处理,边缘提取算子提取尾流边缘的效果直接影响了后续尾流边缘轮廓的提取效果,所以首先分析各个边缘提取算子提取尾流边缘的效果。

3.3.2.2 Sobel 算子对尾流边缘提取

观察图 3.5 可知,与 Roberts 算子比, Sobel 算子的模板进行了扩大,通过模板的扩大, Sobel 算子减弱了在进行尾流边缘检测时的噪声。其模版为 3×3 ,提取尾流的边缘时, Sobel 算子结合了局部加权平均计算和方向差分运算。

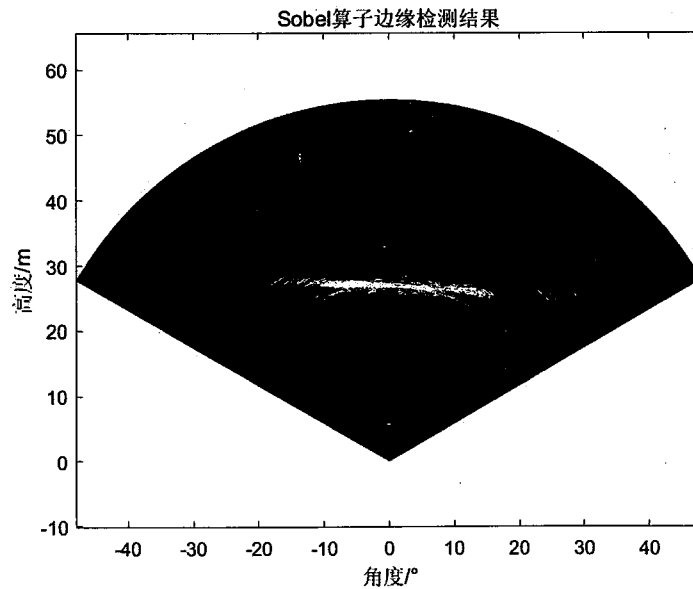
利用 Sobel 算子检测提取尾流图像的边缘时,首先将尾流图像中每个像素点灰度值和图 3.5 (b) Sobel 所示的水平方向模板和垂直方向模板做卷积运算,得到横向和纵向像素点的差分值。再利用下式计算梯度幅值:

$$|G(x,y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}| \quad \dots (3.12)$$

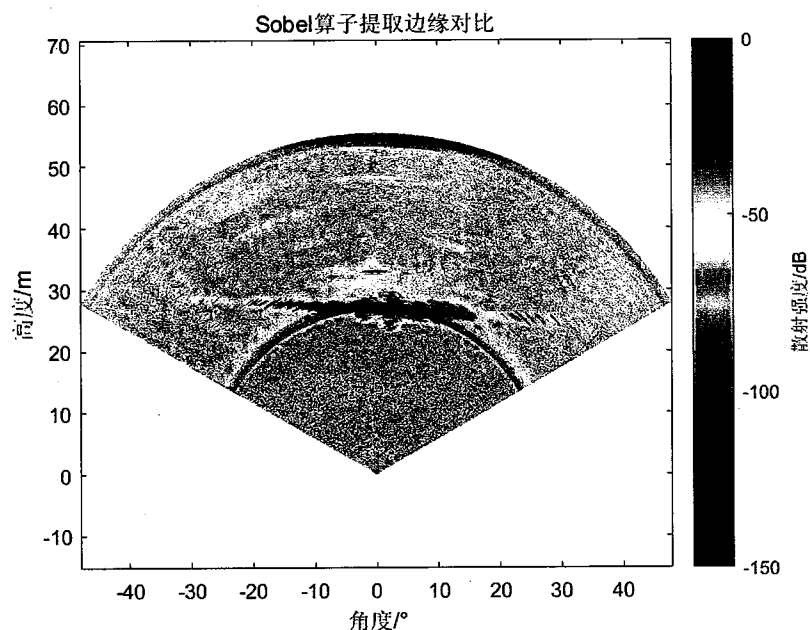
式 3.12 表示 Sobel 算子计算梯度值公式, G_x 表示利用 Sobel 模板得到的横向差分值, G_y 表示利用 Sobel 模板得到的纵向差分值。

计算出梯度值,然后选合适阈值 τ 。判断,若 $G(i,j) > \tau$, 那么点 $f(i,j)$ 为尾流边缘点; 否则, 点 $f(i,j)$ 为非尾流边缘点。由此可以得到一个二值(零一图)图像 $\{g(i,j)\}$, 即尾流图像的边缘。

利用 Sobel 检测的尾流边缘结果如图 3.7:



(a)



(b)

图 3.7 Sobel 算子检测尾流边缘

Figure 3.7 Sobel operator detects the edge of the wake

图 3.7 (a) 表示用 Sobel 算子检测的边缘，为零一图，图 (b) 表示将 Sobel 算子检测的边缘代回到原图中，与原图进行比较，对比尾流边缘提取效果。分析图 3.7 可知，利用 Sobel 算子检测尾流的边缘其效果与 Roberts 算子的类似，并没有很好的平衡点来保证降噪与保存尾流信息，同时 Sobel 算子提取尾流还产生了许多野点。综合来看，Sobel 算子也可以检测到一定的尾流边缘，但效果并不是很好。

3.3.2.3 Prewitt 算子对尾流边缘提取

观察图 3.5 可知，与 Sobel 算子相似，Prewitt 算子在对数字图像（如：尾流图像）进行边缘提取时，也结合了局部加权平均计算和方向差分运算，也是取垂直和水平两个方向进行梯度计算。不过 Sobel 算子用的是加权平均运算，Prewitt 算子用的是平均运算。

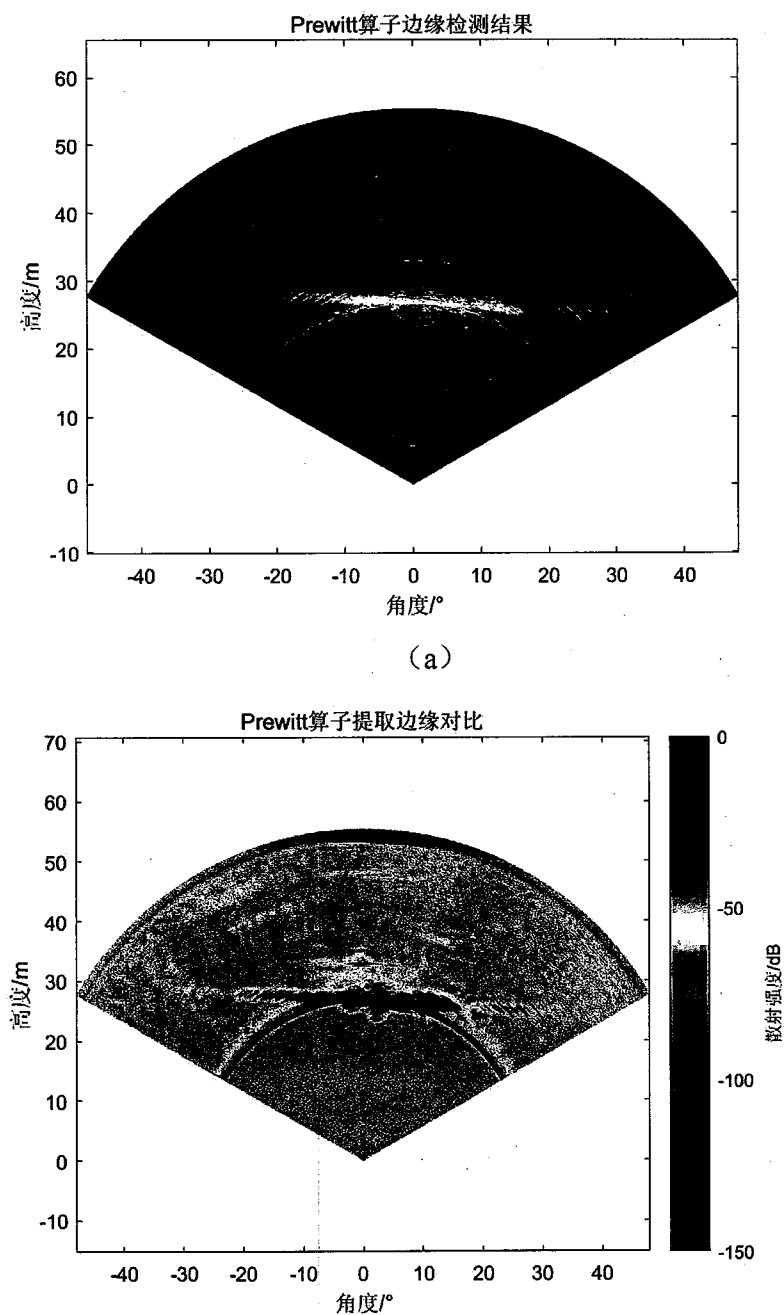
Prewitt 算子在检测提取尾流图像的边缘时，首先将尾流图像中每个像素点灰度值和图 3.5(c) 中 Prewitt 所示的水平方向模板和垂直方向模板做卷积运算，得到横向和纵向像素点的差分值。再利用下式计算梯度幅值：

$$G(x, y) = |G_x| + |G_y| \quad \dots (3.13)$$

式 3.13 表示 Prewitt 算子计算梯度值公式, G_x 表示利用 Prewitt 模板得到的横向差分, G_y 表示利用 Prewitt 模板得到的纵向差分。

计算出尾流图像的梯度值, 然后选合适阈值 τ 。判断, 若 $G(x, y) > \tau$, 那么点 $f(i, j)$ 为边缘点; 否则, 点 $f(i, j)$ 为非尾流边缘点。由此可以得到一个二值(零一图)图像 $\{g(i, j)\}$, 即尾流图像的边缘。

利用 Prewitt 检测的尾流边缘结果如图 3.8:



(b)

图 3.8 Prewitt 算子检测尾流边缘

Figure 3.8 Prewitt operator detects wake edge

图 3.8 (a) 表示用 Prewitt 算子检测的边缘，为零一图，图 (b) 表示将 Prewitt 算子检测的边缘代回到原图中，与原图进行比较，对比尾流边缘提取效果。分析图 3.8 可知，利用 Prewitt 算子检测尾流的边缘，其效果与 Sobel 算子的类似，也没有很好的平衡点来保证降噪与保存尾流信息，同时与 Sobel 算子相比较，提取尾流产生了更多的野点，并且降噪效果没有 Sobel 的好。综合来看，Prewitt 算子也可以检测到一定的尾流边缘，但效果并不是很好，各个方面比较，Prewitt 提取尾流边缘不如 Sobel 效果好。

3.3.2.4 Laplace 算子对尾流边缘提取

与上述三种边缘提取的算法不同，检测尾流边缘时，Laplace 算子用的是二阶差分计算的。连续函数情况下：数字图像中（如：尾流图像），对于一阶微分图，极大值或者极小值的点，认为是边缘点；对于二阶微分图，极大值和极小值间过零的点，认为是边缘点。

Laplace 算子的定义为：

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad \dots (3.14)$$

式 3.14 中 $\nabla^2 f$ 为点 $f(x, y)$ 二阶导数值， $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$ 为点 $f(x, y)$ 对 x 的二阶偏导数， $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ 为点 $f(x, y)$ 对 y 的二阶偏导数。

用差分方程近似二阶偏导数结果如下：

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x, y+1) - 2f(x, y) + f(x, y-1) \quad \dots (3.15)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x+1, y) - 2f(x, y) + f(x-1, y) \quad \dots (3.16)$$

式 3.15 为利用差分方程近似点 $f(x, y)$ 对 x 的二阶偏导数，式 3.16 为利用差分方程近似点 $f(x, y)$ 对 y 的二阶偏导数，

提取各个系数，可得如图 3.5 (d) 中 Laplace 模板，即 Laplace 算子，与尾流图像进行卷积运算，当 Laplace 算子检测出过零点时，判定有尾流边缘存在，不过不包括无意义的过零点。

利用 Laplace 算子检测尾流边缘结果如图 3.9:

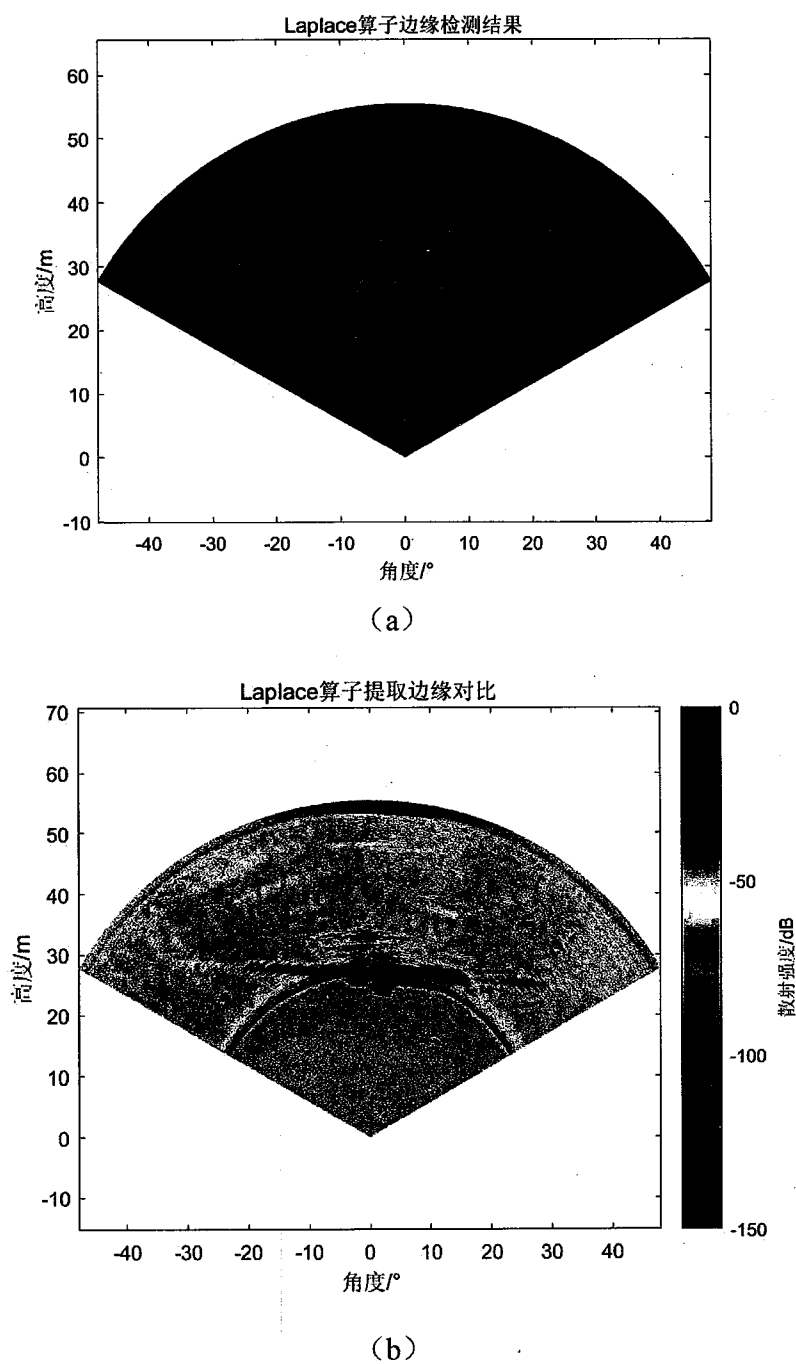


图 3.9 Laplace 算子检测尾流边缘

Figure 3.9 Laplace operator detects wake edge

图 3.9(a) 表示用 Laplace 算子检测的边缘, 为零一图, 图 (b) 表示将 Laplace 算子检测的边缘代回到原图中, 与原图进行比较, 对比尾流边缘提取效果。分析图 3.9 可知, 与 Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子相比, 利用 Laplace 算子

检测尾流边缘时可以检测到更加全面的尾流边缘信息，但是相对也有更多的噪声，Laplace 算子对噪声更加的敏感。因为 Laplace 利用的是二阶导数的原理，一阶导数的局部峰值都会造成 Laplace 算子判定为过零点，比利用一阶导数判定的算子更容易被噪声影响，因此 Laplace 算子与之前的几种边缘提取算子相比有更多的噪声。综合来看，Laplace 算子虽然可以检测到比较全面的尾流边缘，但是对噪声太敏感，不利于后续工作，所以 Laplace 并不是理想的检测尾流的算法。

3.3.2.5 Canny 算子对尾流边缘提取

之前用 Roberts 算子、Prewitt 算子、Sobel 算子和 Laplace 算子检测尾流的边缘，效果都不是特别理想，下面用 Canny 算子检测尾流边缘，对比一下效果。

Canny 算子是公认的具有优良检测性能的一类边缘检测的算子，在图像处理领域得到广泛的应用^[13]。1986 年，Canny 在文献中提出了边缘检测三条准则^[38]：

- (1) 信噪比准则。即要求误判率要低，边缘点与非边缘点检测要准确；
- (2) 定位性能准则。即检测出的边缘点应该尽量靠近实际边缘点附近；
- (3) 单边响应准则。即单一边缘应该具有唯一响应。

Canny 算子在检测边缘时，对梯度值进行判定，找出局部最大梯度值的点，作为边缘点。

经典的 Canny 边缘检测通常包括下面四个部分：

- (1) 用滤波器（高斯滤波器）对图像进行平滑处理；（图像滤波）
- (2) 用一阶微分算子计算梯度幅值和方向，如：Sobel 算子；（特征增强）
- (3) 利用非极大值抑制的方法判定梯度值；（边缘检测）
- (4) 通过双阈值（高阈值与低阈值）算法判定、连接边缘。（形态学处理）

对尾流图像进行高斯滤波，利用 Sobel 算子计算梯度幅值和方向之后，对得到的梯度值进行非极大值抑制。非极大值抑制就是抑制不是极大值的像素点，也就是局部最大搜索。利用 Canny 算子检测尾流时，进行的非极大值抑制是在梯度方向上的非极大值抑制。实际处理的尾流图像的像素点是离散的二维矩阵，对于检测点 C，其梯度方向两侧的点不一定存在于二维矩阵中，这时本文通过插值来得到梯度方向的两个点，以及它们的梯度值。

利用 Sobel 算子求出中心点沿 x 轴方向和沿 y 轴方向的一阶差分值 g_x 、 g_y 。

如果 $|g_y| > |g_x|$ ，则说明该点的梯度方向更加靠近 Y 轴的方向，所以 g_2 和 g_4 在 C 点

的上下，如下两种情况（方向相同和方向不同）

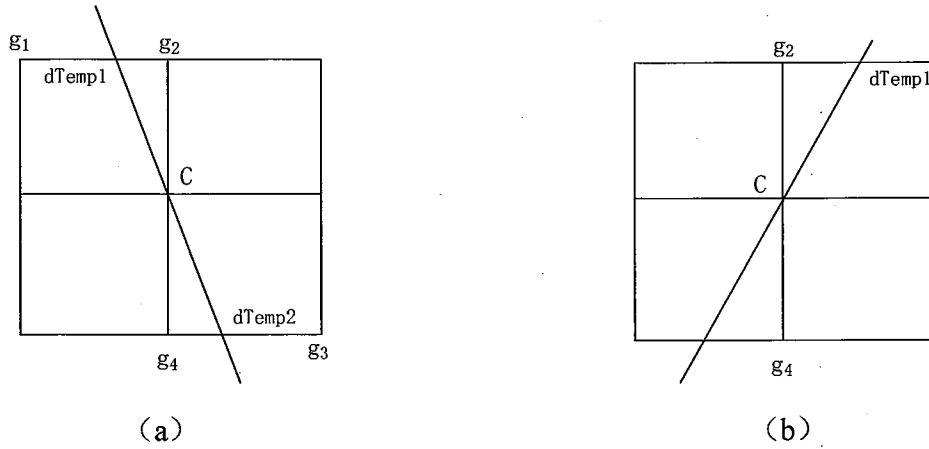


图 3.10 Canny 算子非极大值抑制梯度靠近 Y 轴情况

Figure 3.10 Canny operator non-maximum suppression gradient near the Y-axis

如图 3.10 为 Canny 算子非极大值抑制靠近 Y 轴的两种情况，利用图 3.5 中 Sobel 的模板计算梯度值，Y 轴方向，朝上为正，X 轴方向，朝右为正。在图 3.10 中，C 点表示中心点位置（待判定点），斜线表示梯度方向（非极大值抑制就是抑制梯度方向上的非极大值）。图 3.10 中 a 图表示 g_y 与 g_x 方向相反，b 图表示 g_y 与 g_x 方向相同，权重为 $\text{weight} = |g_x|/|g_y|$ （若 $|g_y| < |g_x|$, $k = |g_y|/|g_x|$ ），此时，插值表示为：

$$\text{dTemp1} = \text{weight} * g_1 + (1 - \text{weight}) * g_2; \quad \dots (3.17)$$

$$\text{dTemp2} = \text{weight} * g_3 + (1 - \text{weight}) * g_4; \quad \dots (3.18)$$

式 3.17 利用权重对 C 点上方进行插值，式 3.18 利用权重对 C 点下方进行插值。

同理可得 $|g_x| > |g_y|$ 的情况，之后将 C 处的梯度幅值与两个插值 dTemp1 和 dTemp2 做比较，若 C 处梯度幅值大于两个插值 dTemp1 和 dTemp2，则 C 为局部极大值，C 点判定为尾流边缘点。

在进行尾流边缘检测时，非极大值抑制主要是用来降噪。然后用双阈值法对尾流进行边缘的检测、连接，双阈值包括高阈值和低阈值，代表强边缘与弱边缘。在利用 MATLAB 处理实验数据时，对于阈值的设定方式为：将梯度值进行排序，通过试验选择幅值大小在 0.98 处的幅值为高阈值，低阈值取高阈值的 0.03 倍。

需要说明的是, 设定的高阈值不需要检测出所有的尾流边缘, 只需要在弱边缘的基础上有点分布, 之后会利用强边缘与弱边缘的 8 连通情况, 进一步判断、连接尾流边缘。

如图 3.11 为利用高阈值和低阈值检测的尾流边缘:

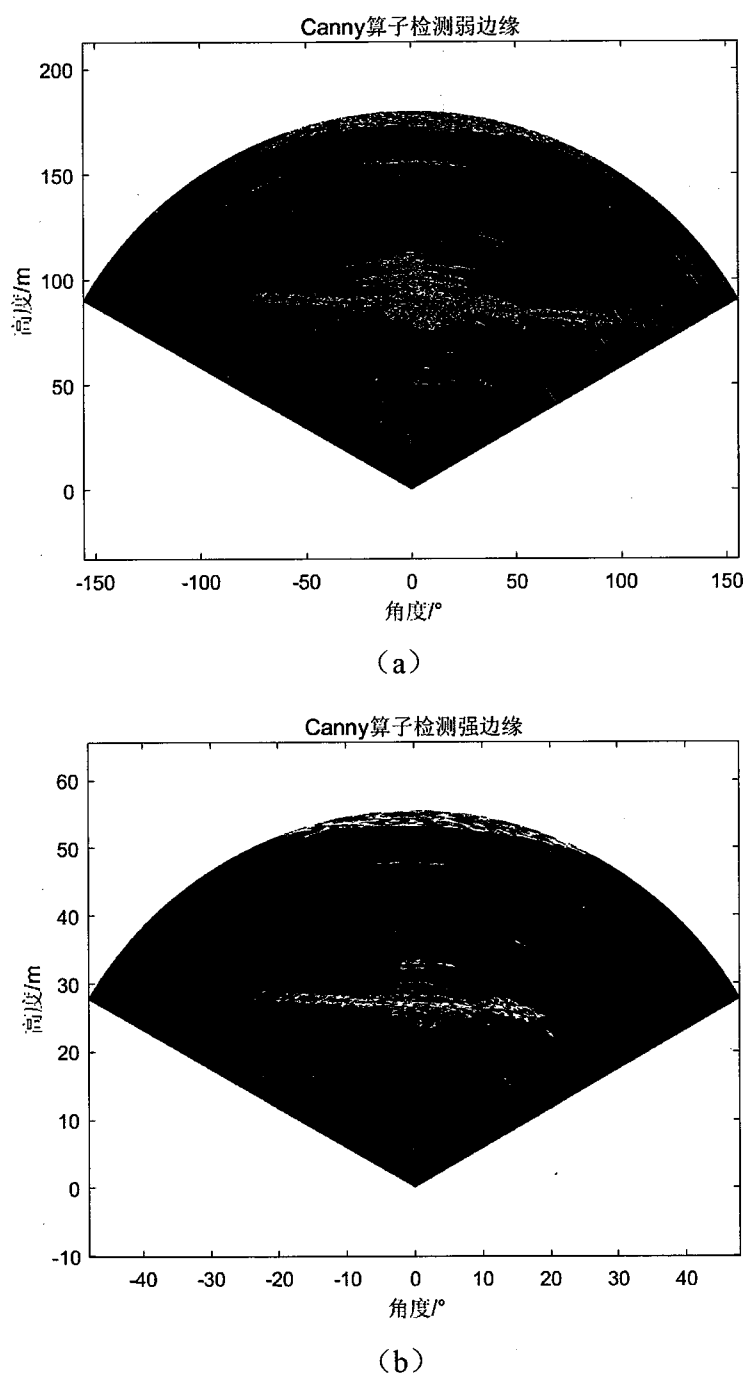
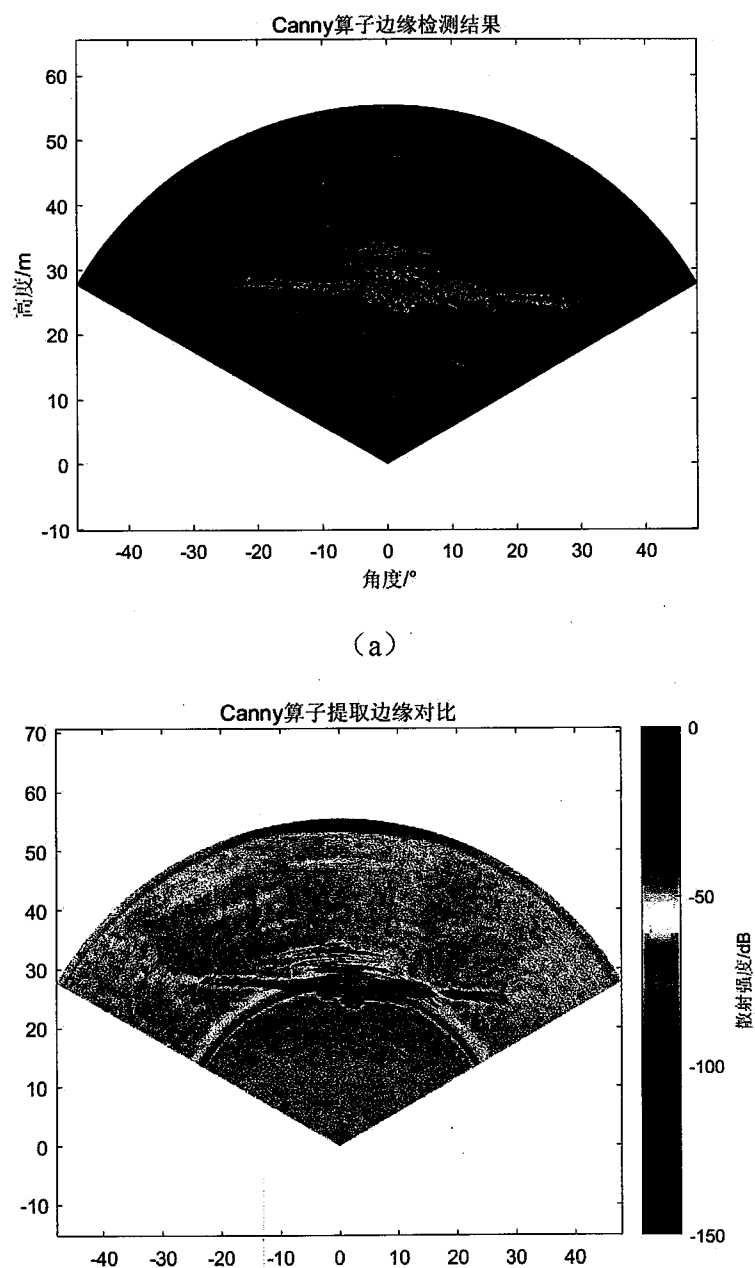


图 3.11 Canny 算子高阈值与低阈值提取边缘

Figure 3.11 Canny operator high threshold and low threshold extraction edge

图 3-11 中 (a) 表示利用 Canny 算子低阈值提取的弱边缘, 图 (b) 表示利用 Canny 算子高阈值提取的强边缘。观察图 3.11 中 (a) 可知利用 Canny 算子低阈值提取的弱边缘可以将尾流信号都检测出来, 但是同时也包括了许多的噪声。而图 (b) 中利用 Canny 算子高阈值检测的尾流边缘信号比较稀疏, 但是噪声比较少。以高阈值提取的强边缘为“种子”, 在低阈值提取的弱边缘中寻找其 8 连通域, 作为 Canny 算子检测的最终边缘即可。

利用 Canny 算子检测尾流边缘结果如图 3.12:



(b)

图 3.12 Canny 算子检测尾流边缘

Figure 3.12 Canny operator detects the edge of the wake

图 3.12 (a) 表示用 Canny 算子检测的边缘，为零一图，图 (b) 表示将 Canny 算子检测的边缘代回到原图中，与原图进行比较，对比尾流边缘提取效果。分析图 3.12 可知，与前文提到的边缘检测算子检测的尾流边缘相比，Canny 算子检测到比较完整的尾流边缘信息，同时对噪声（尤其是滤除“亮环”遗留的噪声）有很好的抑制作用。综合来看，Canny 算子在降噪和保留边缘信息方面都达到了很好的效果，是比较理想的检测尾流的边缘提取算子，本文就采取 Canny 算子作为检测尾流边缘的算子，在后续的三维重建中就利用了 Canny 算子提取的尾流边缘信息。

3.4 尾流边缘滤波与轮廓提取

经过前两节的分析比较得出 Canny 算子检测的尾流边缘效果比较理想，但是经过 Canny 算子检测的尾流边缘仍然有可能存在一些噪声，影响尾流轮廓的提取，如图 3.12 所示，图 3.12 是利用 Canny 算子检测的一组尾流边缘，图中检测的尾流边缘信息比较全面准确，噪声也得到很好的抑制，但是还是有比较大的噪声影响后续尾流轮廓的提取，为此需要进一步的滤波处理。

考虑到提取的尾流边缘点噪声比较少，主要去除是“亮环”干扰后留下的，所以利用矩形窗进行滤波。为了充分保留尾流的信息，用矩形窗从左下角过滤到右上角，这样可以充分保护尾流左下边缘的信息。同理，用矩形窗从右下角过滤到左上角，这样可以充分保护尾流右下边缘的信息。然后综合这两部分信息，可以在充分保护尾流信息的前提下达到很好的滤波效果。如图 3.13 为滤波之后的 Canny 算子尾流检测结果：

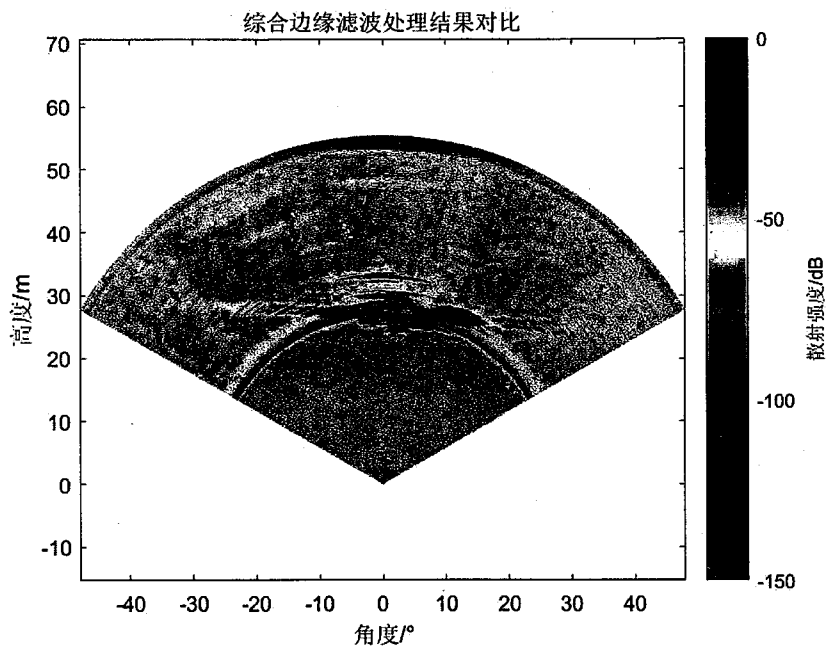


图 3.13 Canny 算子滤波后检测尾流边缘

Figure 3.13 Canny operator detects the wake edge after filtering

如图 3.13 为对 Canny 提取边缘点进行矩形窗滤波的结果，可以看出经过矩形窗滤波处理滤掉了许多“亮环”留下的噪声，而尾流边缘信息几乎没有损失，滤波之后的尾流边缘更利于下一步尾流轮廓的提取。

利用 Canny 算子检测的尾流边缘点图像提取尾流轮廓如图 3.14:

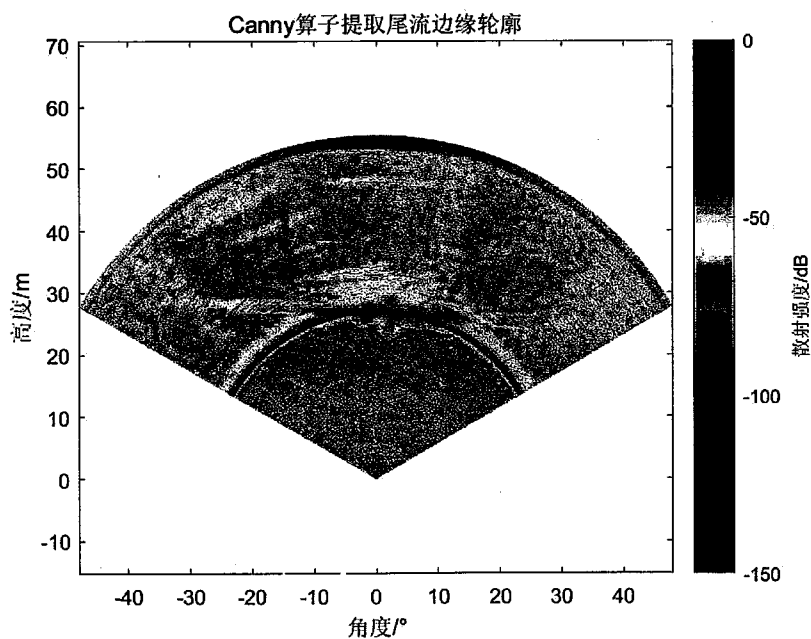


图 3.14 利用 Canny 算子提取尾流轮廓

Figure 3.14 Extracting wake contours with Canny operator

如图 3.14 为利用 Canny 算子提取的尾流轮廓，由图可以看出利用 Canny 算子可以比较准确的检测出尾流的边缘。如前所述，海面上部的尾流信号只是海面下部尾流信号的镜像，真正有用的是海面下部的尾流信号，所以我们进一步提取尾流边缘，结果如图 3.15 所示：

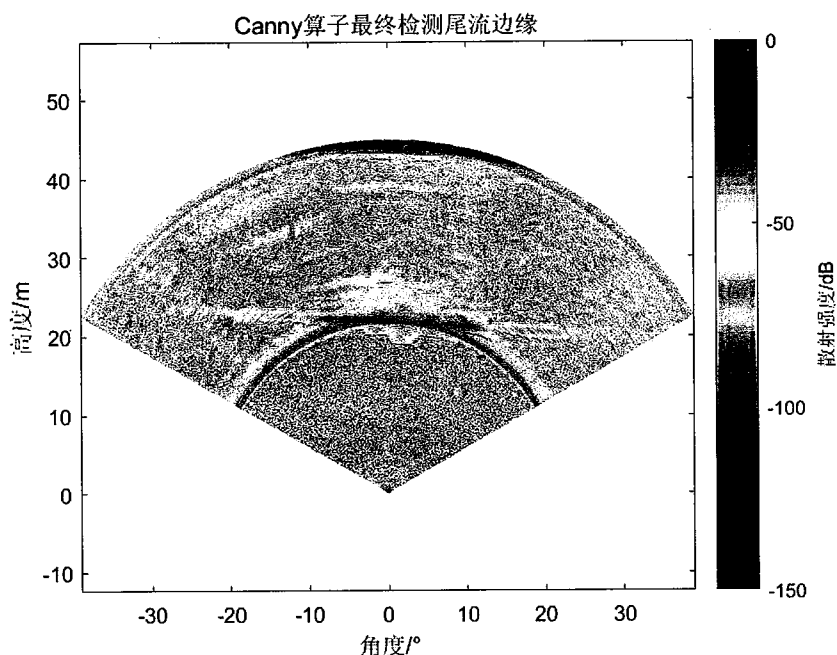


图 3.15 利用 Canny 算子提取尾流边缘

Figure 3.15 Extracting the edge of the wake using the Canny operator

如图 3.15 为利用 Canny 算子提取的尾流边缘，由图可知 Canny 检测的尾流边缘信息比较准确、全面，认为是尾流的边缘，可用于下一步尾流边缘的三维重建。

3.5 边缘提取评价

上一节分别利用 Roberts 算子、Prewitt 算子、Sobel 算子、Laplace 算子还有 Canny 算子对尾流边缘进行了检测，并且对比较了各种算子对尾流边缘的检测效果。用到的评价方法主要是将各个算子提取的尾流边缘代回原图，将原图与边缘检测的结果作比较，这是一种直观的评价方法。虽然这是一种最原始的评价方式，

不过对比 Roberts 算子、Prewitt 算子、Sobel 算子、Laplace 算子还有 Canny 算子提取的尾流边缘，差别明显，可以相信其对比结果，认为 Canny 算子是尾流边缘检测的最优算子。除了直观的评价方法，对边缘检测的评价还有数值评价方法，为了进一步验证 Canny 算子对尾流边缘的检测效果，本文接下来从数值方面对其进行评价。

从 20 世纪 50 年代出现边缘检测研究开始，边缘评价方法的研究就从未停止，但是目前还没有一种普遍适用或者被人们广为接受的边缘评价方法。一方面是由于边缘检测课题研究的重要性，另一方面也因为边缘评价这一课题本身的深度与难度^[14]。

边缘检测的评价是对边缘检测算法或者边缘检测效果的评价，虽然对于不同的图像有不同的评价方法，但是最主要也是最基本的是误检率和漏检率要低。也就是要求检测出尽可能多的边缘点，漏检的边缘少，即要求将边缘点判定为非边缘点情况少；另外要求边缘检测要准确，检测出来的边缘中包含的非边缘点数要少，即将非边缘点判定为边缘点的概率要低。

对于第一条评价要求，根据尾流边缘检测方式，先用 Canny 算子检测出尾流边缘点集，然后在边缘点集的二维矩阵中提取每一列的第一个边缘点作为尾流边缘点，最终提取出尾流边缘，根据尾流边缘的密集程度以及提取尾流边缘的方法可以认为提取的尾流边缘基本是连续的，即漏检率足够低。所以我们重点从误检率方面来对尾流边缘检测进行评价。

目前已经提出了许多的边缘检测评价方式，从使用情况看，更多的是直观评价或者利用提取的边缘合成图像与原图进行对比评价^[40-42]，这些评价方式没有普遍适用性，没有被广泛认可、接受，但是我们可以根据尾流边缘提取的特点，借鉴这些边缘检测评价方法。

图像的边缘地区灰度会发生急剧的变化，其表现为图像局部的梯度值较大，也就是边缘两侧图像值灰度存在明显的差异，这种差异可以用像素邻域内标准差来反映。由于原始图像中“亮环”干扰也会产生很强的边缘，对标准差计算产生很大的干扰，对于尾流图像，我们选择降噪后的图像作为参考，滤波图像如图 3.16:

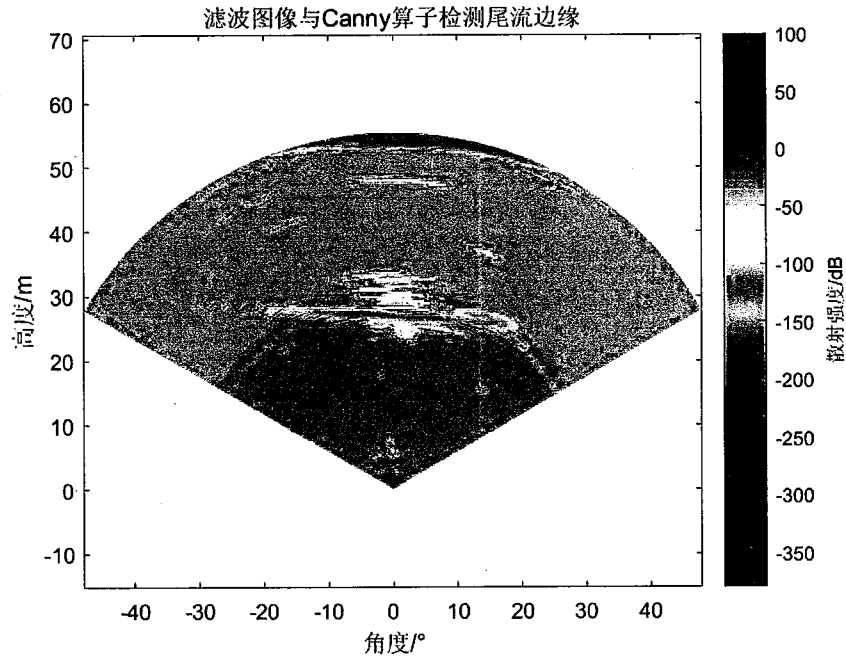


图 3.16 滤波图像与利用 Canny 算子提取尾流边缘

Figure 3.16 Filtering images and extracting wake edges using Canny operator

如图 3.16 为滤波的图像和利用尾流算子提取的边缘，经过滤波降噪处理的图像其实对尾流部分做了增强。在尾流边缘一侧是滤波后尾流的散射强度，另一侧是滤波后海水的反射强度，图像灰度值有明显的差异，可以利用局部像素邻域内标准差来反映边缘两侧灰度差异，从而评价边缘检测效果。如果提取的边缘效果比较好的话，其邻域标准差的均值应该远大于全图标准差的均值，如果提取的边缘效果不太好的话，其邻域标准差的均值相对较小。

为了减小噪声的干扰，在计算邻域内标准差时去掉最大的灰度值和最小的灰度值，然后计算标准差，即像素 $I(i, j)$ $k \times k$ 邻域内的标准差 $Iw_{i,j} = \{I(x, y), x=i-(k-1)/2, i-(k-1)/2+1, \dots, i+(k-1)/2, y=j-(k-1)/2, j-(k-1)/2+1, \dots, j+(k-1)/2\}$ 为：

$$\sigma_{i,j} = \sqrt{\frac{1}{k^2-2} \sum_{\substack{I(x,y) \in Iw_{i,j} \\ I(x,y) \neq \max(Iw_{i,j}) \\ I(x,y) \neq \min(Iw_{i,j})}} (I(x,y) - \mu_{i,j})^2} \quad \dots (3.19)$$

式 3.19 中 $\mu_{i,j}$ 为去掉最大的灰度值和最小的灰度值后余下像素点的均值。全图 $I(m, n)$ 每个像素点在 $k \times k$ 邻域中的标准差的均值记为：

$$\sigma_{i,j}^I, i=1, \dots, m, j=1, \dots, n \quad \dots (3.20)$$

全图像素点灰度值标准差的均值 σ^{IM} 为:

$$\sigma^{IM} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sigma_{i,j}^I}{m*n} \quad \dots (3.21)$$

式 3.21 中, $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sigma_{i,j}^I$ 为全图像素点灰度值标准差之和, $m \times n$ 为全图的点数。

全图像素点灰度值的标准差均值 σ^{IM} 可以在一定程度上反映全图灰度变化情况, σ^{IM} 较大说明图像对比较强、邻域灰度差别较大, σ^{IM} 较小说明图像变化比较缓慢、邻域灰度差别比较小。

边缘像素 $E(i,j)$ 在原图 I (在尾流边缘检测中我们用降噪滤波后的图像) 中 $k \times k$ 邻域内灰度值的标准差记为:

$$\sigma_{i,j}^E, I(i,j) \in E(i,j) \quad \dots (3.22)$$

边缘点灰度值标准差的均值 σ^{EM} 为:

$$\sigma^{EM} = \frac{\sum_{I(i,j) \in E(i,j)} \sigma_{i,j}^E}{K} \quad \dots (3.23)$$

式 3.23 中, $\sum_{I(i,j) \in E(i,j)} \sigma_{i,j}^E$ 为边缘点灰度值标准差之和, K 为原图中检测出的边缘点的点数。

边缘点灰度值标准差的均值反映了边缘点两侧的像素差别, σ^{EM} 越大说明检测到的边缘点两侧的灰度值差别较大, 检测的边缘点为真实的尾流边缘点的可信度比较高; σ^{EM} 越小说明检测到的边缘点两侧的灰度值差别较小, 检测的边缘点为真实的尾流边缘点的可信度比较低。

边缘点灰度值标准差的均值相对全图像素点灰度值标准差的均值偏差 δ 为:

$$\delta = \frac{\sigma^{EM} - \sigma^{IM}}{\sigma^{IM}} \quad \dots (3.24)$$

式 3.24 中 σ^{IM} 为全图像素点灰度值标准差的均值, σ^{EM} 为边缘点灰度值标准差的均值。

边缘标准差的均值相对全图标准差的均值偏差也可以反映边缘提取的效果, 在同一幅图中 σ^{IM} 相同, 但是在不同的图之间 σ^{IM} 不同, 这时 δ 比 σ^{IM} 和 σ^{EM} 更加具有参考价值。

为了评价 Canny 算子检测尾流的效果, 本文用 σ^{EM} 和 δ 对边缘进行评价, 并且在同一帧图像中选取距离边缘: -100, -50, -20, 0, 20, 50, 100 行的像素点标准差的均值做比较, 这里的 -100, 100 等表示在二维矩阵中检测到的边缘点 $f(i, j)$ 的列数减 100、加 100 后的点, 对应的计算公式如下:

$$\sigma_p^{EM} = \sigma^{EM}(i + p, j),$$

$$p = -100, -50, -20, 0, 20, 50, 100$$

$$I(i, j) \in E(i, j) \quad \dots (3.25)$$

式 3.25 中 $\sigma^{EM}(i + p, j)$ 表示边缘点中 x 加 p 之后对应的像素点, 如图 3.17:

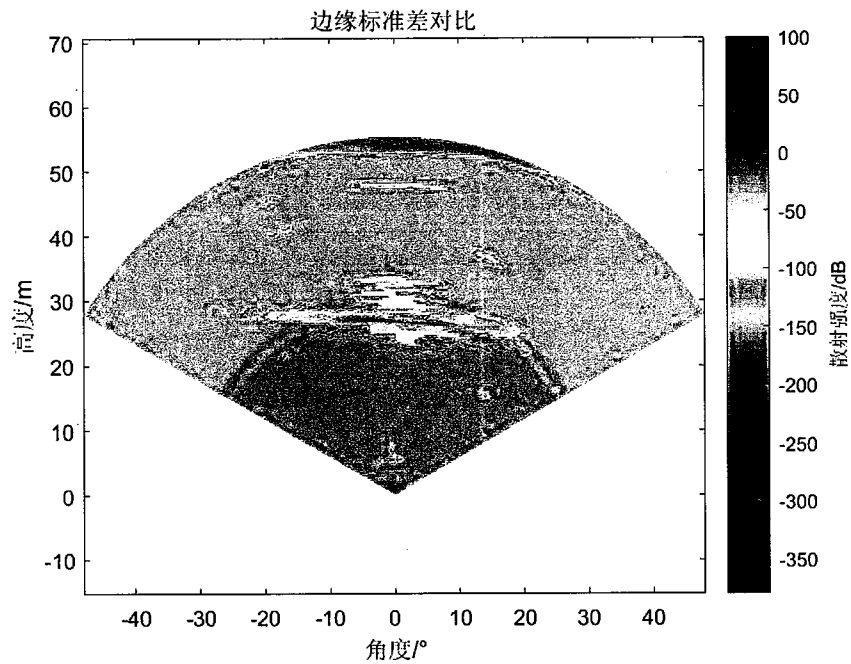


图 3.17 边缘标准差对比

Figure 3.17 Edge standard deviation comparison

如图 3.17 为将边缘点中的 x 加 100 (上面曲线) 和减 100 (下面曲线) 后的位置。

计算 σ_p^{EM} 结果如表 3.1 所示:

表 3.1 边缘标准差对比

Table 3.1 Edge standard deviation comparison

边缘位置	σ_{max}	σ^{IM}	σ^{EM}	δ
E_{-100}	55.19	0.87	1.03	0.19
E_{-50}	55.19	0.87	3.39	2.89
E_{-20}	55.19	0.87	8.44	8.71
E_0	55.19	0.87	24.31	26.97
E_{20}	55.19	0.87	4.47	4.41
E_{50}	55.19	0.87	2.09	1.41
E_{100}	55.19	0.87	6.85	6.88

表 3.1 中 E_i 表示将边缘数据移动 i 行 (“-” 表示下移, “+” 表示上移) 之后的边缘, 其中 E_0 表示 Canny 算子检测到的边缘。 σ_{max} 表示图像中像素点灰度值的最大标准差, σ^{IM} 表示全图像素点灰度值标准差的均值, σ^{EM} 表示边缘像素点灰度值标准差的均值, δ 表示边缘像素点标准差均值相对全图像素点标准差均值的偏差。观察表 3.1 可知, 检测图像中灰度值最大标准差为 55.19, 全图灰度值标准差的均值为 0.81, Canny 算子检测出的尾流边缘 (E_0) 点计算的灰度值标准差均值 σ^{EM} 为 24.31, 远大于全图标准差的均值, 说明 Canny 算子检测的尾流两侧灰度变化远大于全图的灰度变化。同时 σ_0^{EM} 与 δ_0 也远大于其他边缘点的标准差均值和相对偏差值, 可以认为 Canny 算子检测的边缘找出了一定范围内图像灰度变化最大的部分, 即准确的边缘。综上所述, 认为 Canny 算子可以准确的检测出尾流的边缘信息。

3.6 小结

本章主要介绍了对尾流边缘的提取, 为了提取尾流边缘, 首先要对尾流进行降噪滤波, 得到的滤波图像在尾流部分得到了增强。然后利用边缘检测算子对尾流边缘进行检测, 由于尾流图像的特性, 检测到的是边缘点集, 这样就需要进一步的提取尾流边缘。为了提取到准确的尾流边缘, 需要进行进一步的滤波, 经过滤波许多干扰噪声得到了抑制, 可以提取出比较准确的尾流边缘。最后, 为了进一步考查尾流的检测效果, 需要对检测的边缘进行评价, 检测尾流边缘提取效果。

本章第 2 节讨论了对尾流的滤波处理,尾流图像的干扰主要是由海面反射引起的“亮环”干扰,“亮环”干扰为后续边缘的检测提取造成了很大的影响,必须在边缘检测之前进行滤除。本文讨论了多种滤波方法,最终利用原始环境消除法,得到了比较好的滤波结果。

本章第 3 节讨论了边缘提取算子检测尾流边缘的结果。边缘检测需要在降噪和保存尾流信息中选择一个很好的平衡,虽然所用的边缘检测算子都可以将尾流信息基本提取出来,不过 Roberts 算子、Prewitt 算子、Laplace 算子、Sobel 算子在降噪和保存尾流信息中没有达到很好的平衡,即使损失了部分尾流信息,还存在许多的噪声,尾流检测效果并不是很好。而 Canny 算子利用非极大值抑制的方法,在检测点的梯度方向进行插值,然后与检测点进行比较,判断是否为潜在边缘点,可以更加精确的判定边缘点,双阈值法检测边缘可以有效的抑制噪声,在降噪和保存尾流信息中得到很好的平衡,检测出比较好的尾流边缘。

本章第 4 节是尾流边缘提取的一些后处理。由于尾流图像的特点,利用边缘检测算子检测的边缘点是一堆点集,要从其中提取尾流的边缘。在提取尾流边缘时首先利用矩形窗对其进行了滤波,滤除了“亮环”干扰遗留的噪声以及鱼群等引起的噪声,然后提取尾流的边缘。

本章第 5 节讨论了对利用 Canny 算子提取的尾流边缘的评价。边缘检测效果的评价方式分为直观评价和数值评价,直观评价主要是从视觉观察上进行评价,在比较各个算子的优劣时用的就是直观评价的方式,通过观察比较得出 Canny 算子是提取尾流边缘的最优算子。而本章第 5 节主要从数值评价方面讨论,将 Canny 算子提取边缘点灰度值的标准差均值与其他边缘进行比较,评价 Canny 算子边缘检测效果。需要指出的是在进行数值评价时本文只是对 Canny 算子提取的边缘进行了分析讨论,因为数值评价方式并不是唯一的准确的评价标准,只是在一定条件下具有参考意义,各种算子的优劣评价还是采用直观法评价更加准确。

本章完成了尾流边缘检测及其评价,得出 Canny 算子为尾流边缘提取的最优算子,下一章将利用 Canny 算子提取的尾流边缘对尾流进行三维重建。

第4章 尾流图像的三维重建

4.1 引言

经过第三章的讨论研究，可以知道利用 Canny 算子能够检测提取出尾流的边缘，为了对尾流的几何特性进行研究分析，需要对尾流边缘进行三维重建，重建出舰船行驶之后留下的尾流从无到有的形态变化过程。

目前，实现三维重建的方法主要有两种^[15]：一种是利用几何拼接的方法，拼接拟合物体的表面来重建物体的三维结构，即表面重建；另一种是直接将物体所有的像素按照一定的颜色和透明度直接进行拼接，即体重建。比较两种算法，表面重建的图像可以更加清晰的对目标进行研究，运算量比较小，不过要求边缘检测准确；体重建直接用体数据进行重建，增加了对噪声的韧性，避免了信息的损失和伪像痕迹的干扰，但是运算量大，同时研究目标也不是很清晰，不能进行有效的分析。

尾流图像边缘相对比较简单，利用 Canny 算子就可以检测提取到比较完整准确的边缘信息，同时为了更好的研究尾流的几何特性，本文采用表面重建来对尾流进行三维重建。尾流图像三维重建的流程图如图 4.1 所示：

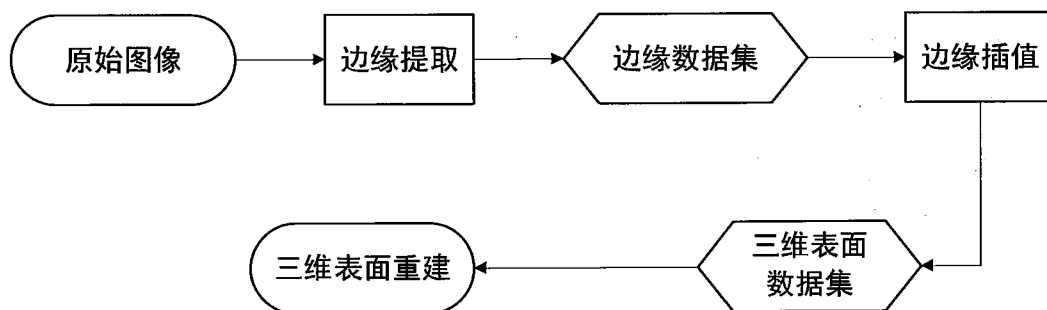


图 4.1 尾流三维重建流程图

Figure 4.1 Wake three-dimensional reconstruction flow chart

为了对尾流图像进行三维重建，首先要提取尾流的边缘，关于尾流边缘提取在本文第三章已经进行了讨论。提取尾流边缘后，其数据会有一些的损失，为了使尾流重建更加准确，采用插值的方法完善尾流边缘点数据。最后利用 MATLAB

将尾流边缘点数据进行三维重建。

本章主要讨论边缘提取之后的工作,重点讨论边缘提取阈值的自适应设置和插值部分。

4.2 边缘检测自适应阈值设置

本文第三章讨论了尾流边缘的检测方式,经验证 Canny 算子可以提取出比较准确的尾流边缘。在利用 Canny 算子提取尾流边缘时,经过多次测试选了合适的阈值,但是在进行三维重建时,不能对每一帧图像进行设置,这时就需要根据图像的特点,设置自适应阈值,为每一帧图像选取合适的阈值。

4.2.1 自适应阈值的必要性

根据第三章可知,在利用 Canny 算子对尾流进行边缘检测时,需要设定阈值,设定合适的阈值可以检测到比较准确的尾流边缘,但是不同帧的图像像素点的灰度分布不同,如果利用同一阈值,有些图像检测的尾流就会不准确。如图 4.2 所示:

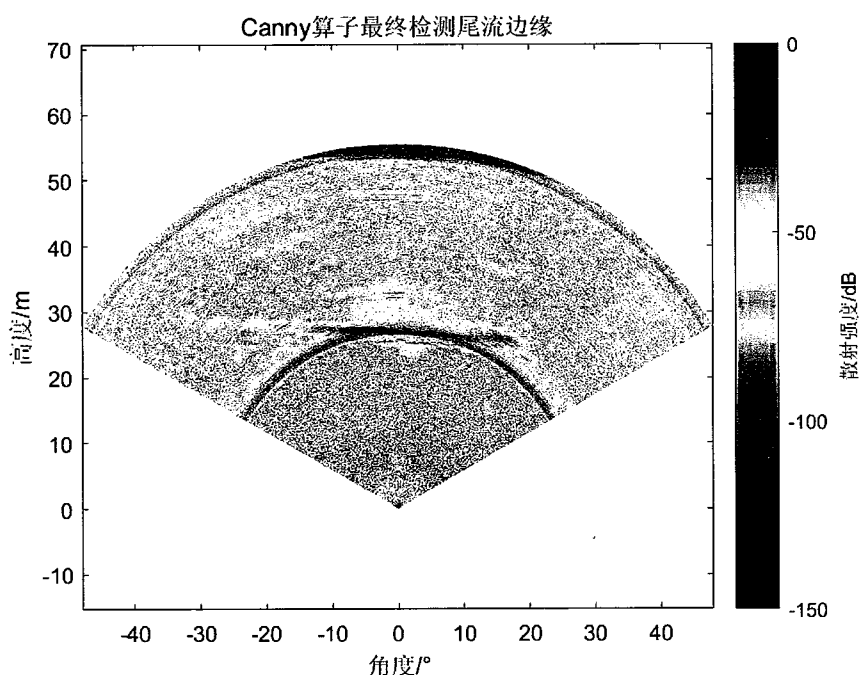
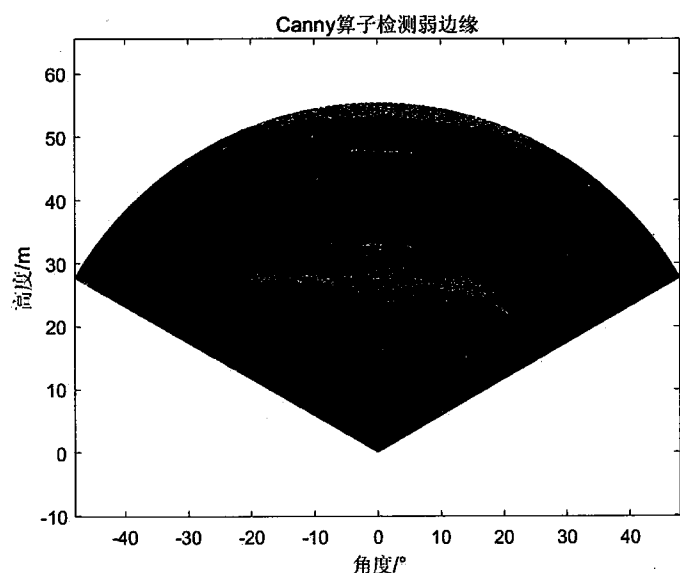


图 4.2 尾流边缘检测失真图

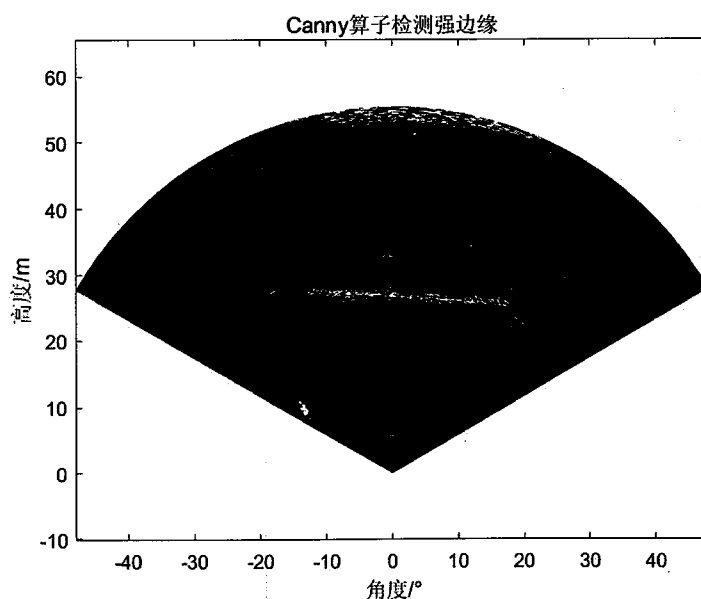
Figure 4.2 Wake edge detection distortion map

如图 4.2 所示,用其他帧设定的阈值提取图 4.2 中尾流的边缘时,边缘检测不准确,说明不能用同一阈值检测每一帧图像中尾流的边缘。

在利用 Canny 算子检测尾流时,Canny 算子会设定两个阈值,低阈值和高阈值,以高阈值提取的强边缘为“种子”,在低阈值提取的弱边缘中寻找其 8 连通域,作为 Canny 算子检测的最终边缘。分析 Canny 算子的算法,设置两个阈值,低阈值检索的边缘保证了尾流信号的完整,高阈值主要用于降噪,出现图 4.2 尾流边缘检测结果主要是因为高阈值过大,导致一些尾流信号缺失,图 4.2 对应低阈值与高阈值检测尾流边缘结果如图 4.3:



(a)



(b)

图 4.3 低阈值与高阈值检测尾流边缘示意图

Figure 4.3 Low threshold and high threshold detection wake edge diagram

图 4.3 (a) 为 Canny 算子检测尾流边缘时低阈值检测结果, 由图可以看出低阈值可以检测出几乎全部的尾流信息, 图 4.3 (b) 为 Canny 算子检测尾流边缘时高阈值检测结果, 由图 (b) 可以看出, 由于高阈值太高, 导致尾流许多点被滤除, 在之后利用强边缘的 8 连通情况来确定尾流时会遗失很多尾流信息, 导致尾流边缘检测不准确。为了提高尾流三维重建结果的准确性, 需要针对每一帧图像采用不同的、合适的阈值, 本文采用一种自适应的方式来对每一帧图像设置阈值。

4.2.2 典型的阈值设定方法分析

在对尾流图像进行边缘检测时, 每一帧图像阈值的设定是十分重要和关键的。合适的阈值在尽量保存尾流边缘信息的同时, 又要抑制噪声, 以免引入错误的边缘。然而, 尾流图像中尾流边缘的梯度大小不一, 即使经过滤波仍然不能避免还存在一些噪声的干扰, 有效边缘的梯度值与许多边缘型噪声的梯度值没有明显的界限, 所以很难得到理想的阈值, 在设定阈值时只能在尽量保存尾流边缘信息与降低噪声之间进行折衷。在第三章中, 通过多次处理实验数据, 对比选取了比较合适的阈值, 但是每一帧尾流图像的边缘梯度大小不一, 图像的灰度值大小分布情况各异, 如果用同一阈值提取所有图像的尾流边缘就很有可能出现图 4.2 所示的检测到假的尾流边缘的情况, 从而重建出不准确的尾流三维图像。因此, 要想尾流边缘的三维重建图像准确, 首先要保证尾流边缘检测的准确性, 这就需要对每一帧图像选取合适的阈值。第三章在进行尾流边缘提取时, 阈值是通过多次实验处理对比选取的, 在进行三维重建的时候再用这样的方法是不现实的, 为此本文采用自适应阈值, 根据每一帧图像的梯度信息来确定阈值。

在边缘提取中, 一般采用的阈值设定方法有: 最大类间方差法^[43]、模糊集法^[44]、直方图法^[45]、迭代法^[46]、最小误差法^[47]以及其他方法。但是这些方法需要满足一定的条件约束, 在许多情况下并不适用。

比如直方图的方法, 这种方法的原理是根据直方图的形态设定阈值, 在 MATLAB 自带的 Canny 算子中就是通过直方图来进行阈值的设定, MATLAB 默

认选择直方图中幅值大小排在前 70% 的最后一个幅值为高阈值,低阈值为高阈值的 0.2 倍。本文在利用 Canny 算子处理实验数据时借鉴了这种方法,先将所有梯度值进行排序,选择排在整个序列第 0.98 处的幅值作为高阈值,低阈值大约为高阈值的 0.03 倍。虽然在这里借鉴了直方图的方式,但是这里设定的阈值是经过多次实验的,并不能根据数据分布直接设置阈值,直方图和排序方式都只是提供了阈值设定的参考数值。直方图法不适用主要是因为这种方法只是数据分布上的统计,但是尾流图像梯度分布不是一定的,同时,利用统计的梯度值分布情况来设定阈值丢失了像素间空间信息,这样设定的阈值很难识别局部细节。

其他的比如最大类间方法,设定阈值,将图像分为背景和目标两部分,将使背景与目标的类间方差最大的阈值设为理想阈值。在 MATLAB 中利用最大类间法处理尾流数据时,没有取得理想的效果。由于尾流图像中有许多类似边缘的、线性的噪声并且尾流梯度值变化比较缓慢,随着背景与目标的类间方差增大,噪声也会增大,当类间方差最大时,包含了最多的噪声,所以这种方法不能有效的抑制噪声。而最小误差法的使用需要先获取两个信息:先验边缘概率,边缘梯度的条件密度。对于尾流图像,这两个信息暂时还难以获取。这些方法都有一定的局限性,不能直接运用到尾流边缘检测的阈值设定,但是其中设定阈值的很多方法思路可以借鉴,结合尾流图像的特点,对尾流图像边缘提取设定合适的阈值。

4.2.3 自适应阈值的设定方法

通过第 4.2.1 小节的分析可知,造成尾流边缘检测出现假边缘主要是 Canny 算子中高阈值设定偏高,导致尾流信息失真,从而检索到错误的边缘。因此需要考虑 Canny 算子的高阈值与低阈值的设定。

由于高阈值的设定偏高,为了检测到准确的尾流信息,需要降低高阈值,但是与此同时,需要考虑噪声的影响。随着阈值的降低,会检测到更多更全面的尾流信息,但是也引入了许多噪声的干扰,为了综合考虑噪声与保存边缘信息的问题,本文首先从高阈值开始检测。第三章中 Canny 算子在选取高阈值时借鉴了 MATLAB 中 Canny 算子的直方图法,先将梯度值进行排序,然后选择梯度值排序在约 0.98 处的幅值为高阈值。在进行自适应阈值设定时,我们依然利用第三章的排序方式,从幅值大小在大约前 99% 开始试验,这样保证了噪声是逐渐增加的,这是从噪声方面考虑。边缘检测结果的判定参考第三章第五节的方法,当检

测到的边缘点灰度值标准差为最大值时，取当前的阈值为最优阈值。

具体的实现过程为：

(1) 设定高阈值的取值范围为梯度值大小前 99%~92%。经过对多组试验数据的处理分析，当高阈值为梯度值大小前 99%~92%时可以包括完整的尾流信息，尾流信号不会缺失，即最优的阈值存在此区间。

(2) 高阈值从高到低开始试验。从高到低试验是为了保证噪声是逐渐增加的，即阈值设定越高，噪声抑制越好。

(3) 计算每个阈值提取的边缘点灰度值标准差的均值，选择边缘点灰度值标准差的均值最大时的阈值作为最终阈值，若多个阈值确定的边缘的标准差均值都取得最大值，取其中的最大阈值作为最优阈值。

表 4.1 为尾流图像中一帧图像的实验结果：

表 4.1 标准差均值随阈值的变化情况

Table 4.1 The variation of the standard deviation mean with the threshold

阈值比例	σ_{max}	σ^{IM}	σ^{EM}	δ	H_Thresh
0.92	54.73	0.83	23.35	27.03	0
0.925	54.73	0.83	23.35	27.03	0
0.93	54.73	0.83	23.35	27.03	0
0.935	54.73	0.83	23.35	27.03	952.32
0.94	54.73	0.83	23.66	27.41	8634.85
0.945	54.73	0.83	22.98	26.59	16630.77
0.95	54.73	0.83	23.42	27.13	24916.06
0.955	54.73	0.83	24.6	28.53	34805.61
0.96	54.73	0.83	24.58	28.52	48057.55
0.965	54.73	0.83	24.39	28.29	66524.28
0.97	54.73	0.83	24.7	28.65	95270.91
0.975	54.73	0.83	24.99	29.01	142788.2
0.98	54.73	0.83	25.25	29.32	237324.3
0.982	54.73	0.83	18.94	21.75	309022.6
0.984	54.73	0.83	19.08	21.92	406443
0.986	54.73	0.83	19.77	22.74	543432.1
0.988	54.73	0.83	26.76	31.14	726905.5
0.99	54.73	0.83	27.54	32.07	954728.6

表 4.1 为对一帧图像采用不同的阈值提取尾流边缘时得到的数据，阈值比例（以下记为 K）表示将梯度值进行排序，然后选择梯度值排序在约 K 处的幅值为高阈值，表中是 K 在 0.92~0.99 的范围进行实验统计的数据。 σ_{max} 表示图像中

像素点灰度值的最大标准差, σ^{IM} 表示全图灰度值标准差的均值, σ^{EM} 表示边缘点灰度值标准差的均值, δ 表示边缘点灰度值标准差的均值相对全图灰度值标准差均值的偏差(σ^{IM} 定义见式 3.21, σ^{EM} 定义见式 3.23, δ 定义见式 3.24), H_Thresh 表示对应的 K 确定的高阈值。

观察表 4.1 可知, 对于同一帧图像 σ_{max} 与 σ^{IM} 是相同的, 反映了对应的尾流图像的一些整体的灰度情况。当 K 值不同时, 确定的高阈值不同, 在表 4.1 中 K 取 0.92、0.925、0.93 时对应的高阈值是零, 说明尾流图像进行滤波后图像中像素点的灰度值 (在这里代表尾流散射强度) 大部分为零, 主要是降噪的效果。而随着 K 值的增大, 对应的高阈值数值变化很大, 主要是因为降噪的同时对尾流部分信息进行了锐化增强, 因此数据变化比较悬殊。

σ^{EM} 随 K 值的变化情况如图 4.4:

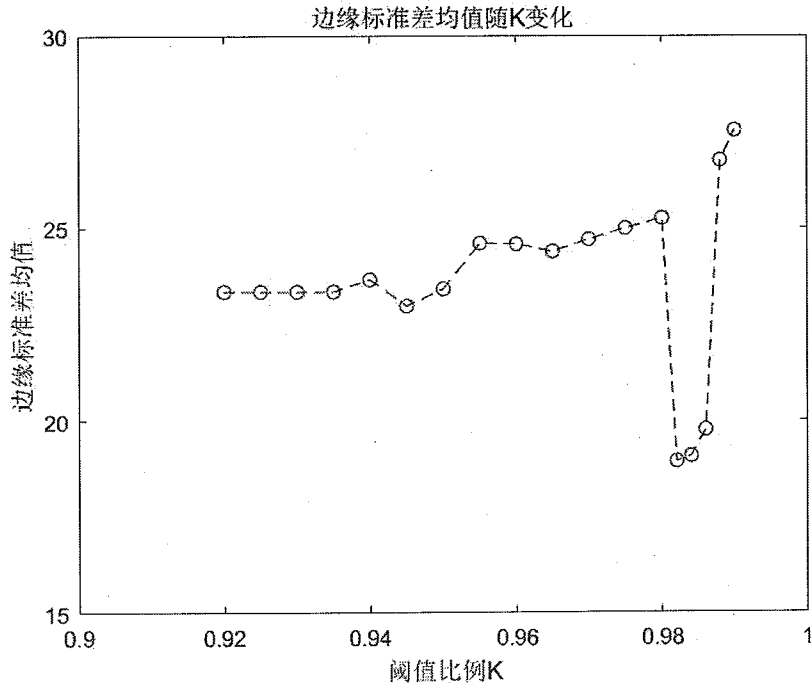


图 4.4 边缘标准差随 K 变化示意图

Figure 4.4 Schematic diagram of edge standard deviation with K change

由图 4.4 可知, 当 K 在 0.92~0.99 之间取值时, 检测到的尾流边缘不同, 计算出来尾流边缘点灰度值标准差的均值 σ^{EM} 也不相同, σ^{EM} 的变化范围为 18~28, 对应的 δ 变化范围为 21~32, σ^{EM} 与 δ 的变化趋势虽然没用统一的规律, 呈现一定的起伏, 但是总体的趋势不断增加, 在 $K=0.98$ 处出现了局部的极大值, 之后随

着 K 的增加, σ^{EM} 与 δ 先出现了明显的下降, 然后持续增加, 在 $K=0.99$ 处 σ^{EM} 与 δ 达到了这组数据中的最大值。观察对应阈值提取的尾流边缘, 当 $K < 0.96$ 时, 边缘检测有一定的误检, 出现了“假边缘”, 当 $K=0.96 \sim 0.98$ 时, Canny 算子基本检测到准确的边缘, 由于具体检测的点有区别, 所以计算出来的 σ^{EM} 与 δ 数值不同, 但是在视觉上直观判断的话都是可以接受的, 即可以认为都检测到了准确的尾流边缘。当 $K=0.98 \sim 0.986$ 时, Canny 检测的尾流边缘出现了如图 4.2 所示误检现象, 因此 σ^{EM} 与 δ 数值下降比较严重。当 $K=0.988$ 、 0.99 时, σ^{EM} 与 δ 得到了明显的增加, 甚至大于 $K=0.98$ 时 σ^{EM} 与 δ 的数值, 这时没有出现误检的现象, 检测到的尾流边缘都是真正的尾流边缘, 但是出现了漏检现象。因为利用标准差的均值只是从数值上进行检测, 只能反映了所检测的边缘点的梯度变化, 并不能保证漏检率, 这也是这种方式的缺陷, 但是图像处理的判定本来就不能脱离图像本身而单纯分析数据。综上所述, 标准差的判定方式可以在一定范围内寻找出最优阈值, 但是应当对 K 值进行适当的范围限定。

为了进一步研究阈值规律, 确定 K 的范围, 本文利用大量的数据进行验证分析, 下面是两次不同实验不同组数据的十帧数据的阈值统计结果:

第二组:

表 4.2 第二组最优阈值选取情况

Table 4.2 The second set of optimal threshold selection

帧数	K	σ_{max}	σ^{IM}	σ^{EM}	δ	H_Thresh
195	0.985	55.19	0.87	28.82	32.15	610089.42
150	0.985	55.66	0.85	27.83	31.76	580816.19
100	0.995	53.42	0.93	31.16	32.58	1898739.57
80	0.995	53.44	0.96	30.49	30.93	1995068.81
50	0.995	55.25	0.95	31.06	31.58	272222.95

第五组:

表 4.3 第五组最优阈值选取情况

Table 4.3 The fifth group of optimal threshold selection

帧数	K	σ_{max}	σ^{IM}	σ^{EM}	δ	H_Thresh
195	0.98	52.68	0.79	26.77	32.53	246491.66
150	0.98	54.73	0.83	25.25	29.32	237324.34
100	0.98	55.83	0.74	24.17	31.46	258213.48
80	0.985	56.60	0.82	26.91	31.96	532681.61
50	0.98	57.03	0.81	25.50	30.68	323281.39

表 4.2 为某次湖试实验第二组中五帧图像最优阈值的选取情况，表 4.3 为某次湖试实验第五组中五帧图像最优阈值的选取情况。观察两个表可知，不同帧图像， σ_{max} 、 σ^{IM} 及 H_Thresh 不同，反映了不同的图像在灰度分布方面有一些差别。不同图像 σ^{EM} 差别也可能比较大，但是 δ 值是相近的，说明不同图像灰度分布不同，但是边缘标准差相对全图的偏差是相近的。对于最优阈值，各个帧的选取是相近的，尤其是同一组图像。

虽然阈值的选取是相近的，但是在实验的时候各帧图像在选取不同的阈值时还是有差别的。

表 4.2 中选取的最优阈值偏高，在对第二组数据进行处理分析时发现，这组数据在阈值选择较低时，会出现误检现象，且包容度比较低，在大概 K 取小于 0.965 的值都会出现误检，但是对 K 取值比较高时包容性比较高，不会出现误检与漏检现象，但是当 K 值过高时可能检测不到边缘。

表 4.3 中选取的最优阈值相对低一点，在对第五组数据进行处理分析时发现，这组数据选择较低时，会出现误检现象，但是包容度相对高一定，在大概 K 取小于 0.945 的值时会出现误检现象，当 K 大于最优阈值时会出现误检和漏检的现象，K 值过高检测不到边缘。

K 值过低，高阈值就会偏低，这样检测的边缘包含了比较多的噪声，检测边缘时就会造成误检。K 值过高，高阈值就会偏高，可能导致尾流信号的缺失，检测不到完整的尾流信号，检测边缘时会造成误检和漏检。选择边缘标准差最大值的方法可以抑制误检现象，但是对于 K 值过高引起的漏检，这种方法检测不出来。为了减少漏检率，同时也为了减少运算量，在选取最优阈值时需要限制合适的 K 的取值范围，鉴于选择边缘标准差最大值的方法可以抑制误检现象而难以抑制 K 过高引起的漏检现象，因此主要是确定 K 的最大值。通过实验，虽然很

多帧数据 K 选在 0.995, 但是在 K 选取 0.97~0.995 时提取的边缘直观上观察是十分相近的, 可能个别点的选取造成了边缘标准差的差别, 但是这并不影响尾流边缘的提取, 即本文认为 K 取 0.97~0.995 时提取的尾流边缘都是准确的边缘。同时, 鉴于一些图像在 K 取大于 0.98 时出现了误检现象, 所以 K 的取值范围最终确定在 0.95~0.98, 步长为 0.005。在实际确定每帧图像的边缘时, 选择 K 值在 0.95~0.98 进行试验, 选出边缘点标准差均值最大的阈值作为该帧图像的最优阈值。

需要说明的是, 在利用 Canny 算子进行边缘提取时, 低阈值设置为高阈值的 0.03 倍, 高阈值随 K 的变化比较大, 低阈值变化相对较小。低阈值主要作用是包括尾流的全部信息, 在这里选择高阈值的 0.03 倍, 在保留完整尾流信息的同时过滤掉一些噪声。当然, 当高阈值选择比较低时, 低阈值也比较低, 噪声比较大, 这也是造成低阈值时误检的一个原因。

4.3 尾流边缘的插值

通过之前章节的讨论, 已经解决了尾流边缘的提取问题, 此时得到了提取的尾流边缘点, 但是在滤波提取的过程中滤掉了一些点, 导致尾流数据不连续, 因此在进行三维重建之前需要对尾流边缘进行处理。一般采用插值或者拟合的方式, 在处理尾流图像时, 一方面为了保护尾流的真实数据, 另一方面由于尾流的数据比较密集, 采用插值方式就有很好的效果, 因此本文采用了插值的方式处理尾流边缘提取的数据。

插值法也称为内插法, 利用测量或实验的方法得到函数 $y = f(x)$, 使得在指定区间中点 x_i 满足 $y_i = f(x_i)$, 利用已知点在指定区间的函数值来确定函数 $f(x)$, 然后构造函数 $\varphi(x)$ 做为 $f(x)$ 的近似表达式, 即

$$y = f(x) \approx \varphi(x) \quad \dots (4.1)$$

使得 $\varphi(x_i) = f(x_i)$, 则 $f(x)$ 称为被插值函数, 而 $\varphi(x)$ 称为插值函数, $x_0, x_1, \dots, x_n$ 称为插值节点。

目前已经有很多的插值方式被应用于工程及数字计算处理中, 这些插值从工程应用角度而言各有优缺点, 下面简单的介绍几种插值。

邻近点插值是最简单的一种插值方式，插值点函数估计为与该插值点最近的数据点的函数值，这种插值方法在实际运行中处理数据的速度最快，占用的内存最小，但是一般误差最大，结果最不光滑。

分段线性插值是一种线性插值，根据相邻点确定的线性函数来估计插值函数。如式 4.2 所示：

$$\varphi_i(x) = \begin{cases} \frac{x-x_{i-1}}{x_i-x_{i-1}} & x \in [x_{i-1}, x_i] \quad (i=0) \\ \frac{x-x_{i+1}}{x_i-x_{i+1}} & x \in [x_i, x_{i+1}] \quad (i=0) \\ 0 & x \notin [x_{i-1}, x_{i+1}] \end{cases} \quad \dots (4.2)$$

式 4.2 表示 $x \in [x_{i-1}, x_{i+1}]$ 时，利用分段线性插值的插值方式。分段线性插值误差一般比临近插值小，但是速度慢一点，结果比临近插值光滑一点。

多项式插值法与线性插值法原理类似，不过插值函数 $\varphi(x)$ 用多项式来表示，常用的有三次多项式插值。利用三次多项式在进行插值时，要求 $\varphi(x)$ 满足其函数值和一阶导数值都连续，这样得到的插值比较光滑，与线性插值比较计算速度要慢一点，占用内存比较多。

样条函数就是具有一定光滑程度的分段多项式，常用的插值函数为二次样条函数和三次样条函数。与线性插值不同的是，样条插值不仅要满足在节点处的函数值等于实验值，同时其一阶函数在节点处要相等（三次样条插值还要满足其二阶导数在节点处相等），将求出来的二阶多项或三阶多项式作为 $\varphi(x)$ 来对 $x_i \sim x_{i+1}$ 之间的点进行估计。样条插值在处理数据时耗时较长，不过样条插值保证了函数及其一阶、二阶导数都连续，是十分光滑的。但是如果已知数据分布不均匀，可能出现异常结果。

三角函数插值也是常用的一种插值方法，指取插值函数为三角多项式的插值方法，这种插值方式比较适用于对周期函数的插值。

这些插值方式各有优缺点，在处理尾流数据时，插值主要是设置尾流边缘点中因滤波、检测方式等造成不连续的点。通过处理实验数据，发现检测的尾流点比较连续，缺失的点比较少（200 多个边缘点，不连续点不超过 10 个），比较各种插值结果，效果相近，结合处理数据时的运行速度、占用内存，以及结果的光滑度，本文采取分段线性插值作为对尾流数据的插值方式。

图 4.5 为利用分段插值处理尾流数据的结果：

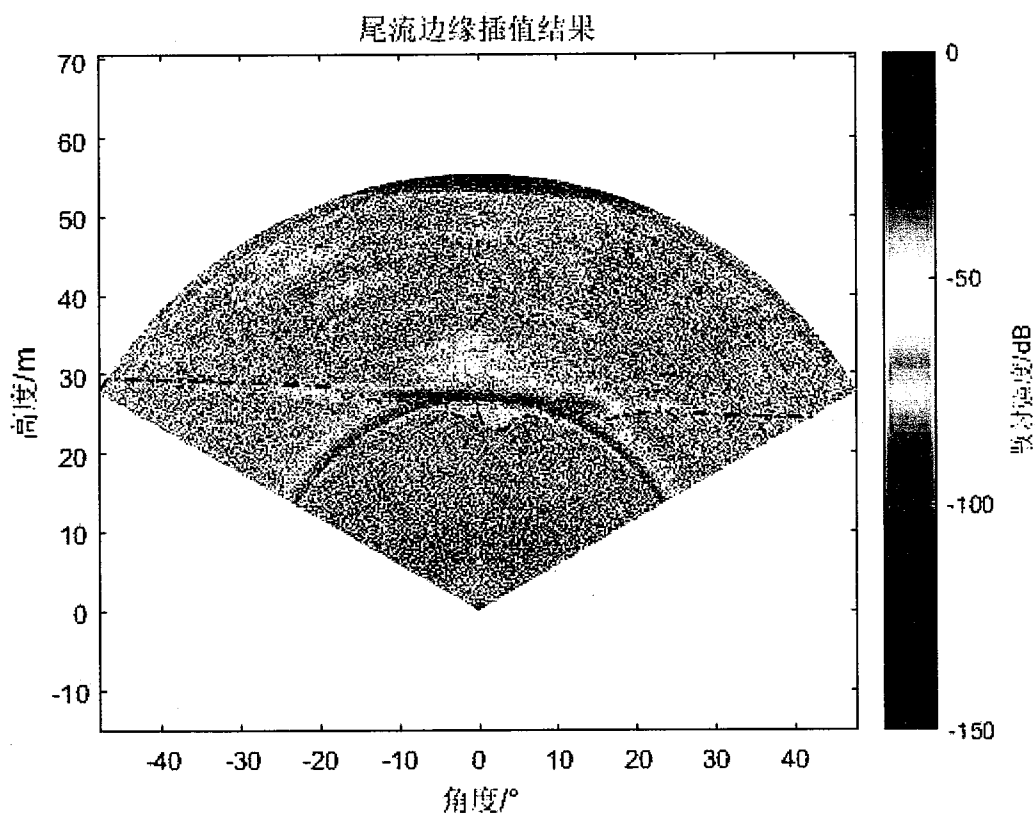


图 4.5 尾流插值结果

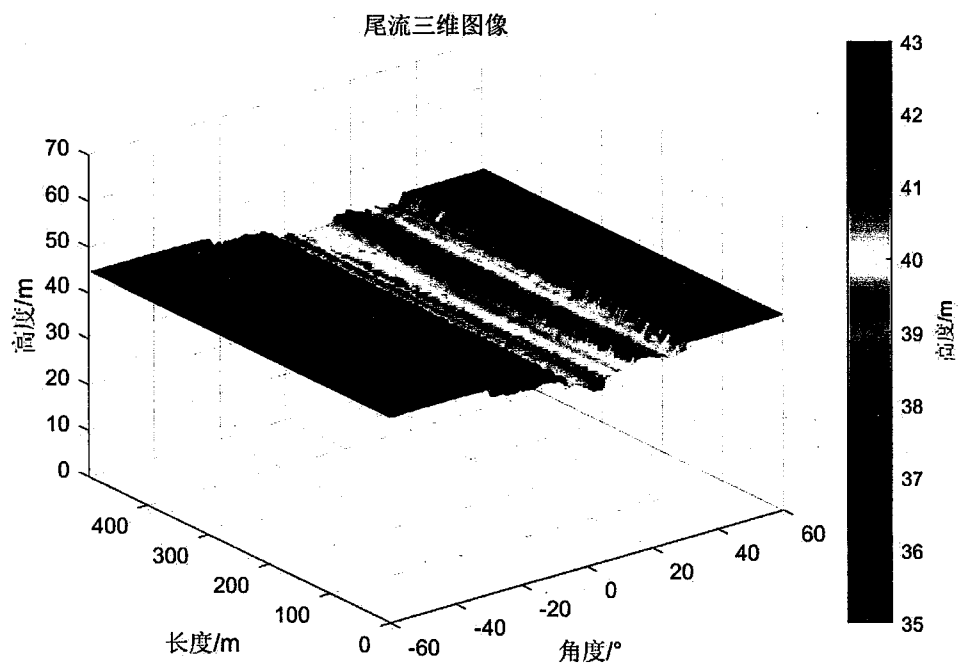
Figure 4.5 Wake interpolation result

图 4.5 中黑线部分为提取的尾流边缘，可以看到经过边缘检测和插值处理，最后得到的尾流边缘基本准确的反映了尾流边缘的信息。

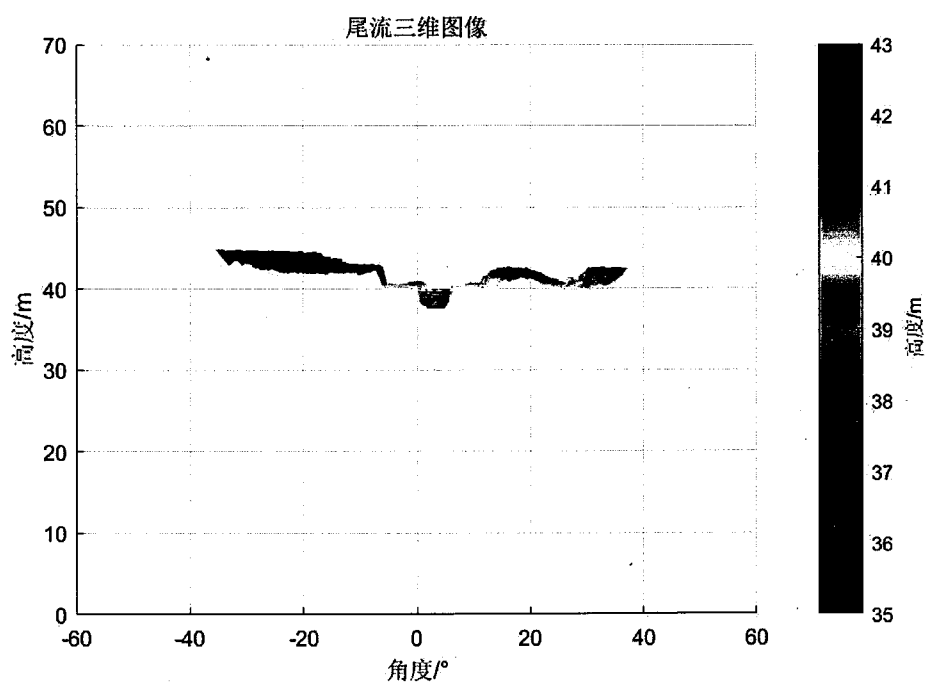
4.4 尾流边缘的三维重建

经过之前章节对尾流边缘的检测提取，已经获取了尾流边缘的准确信息，接下来完成对尾流边缘的三维重建。

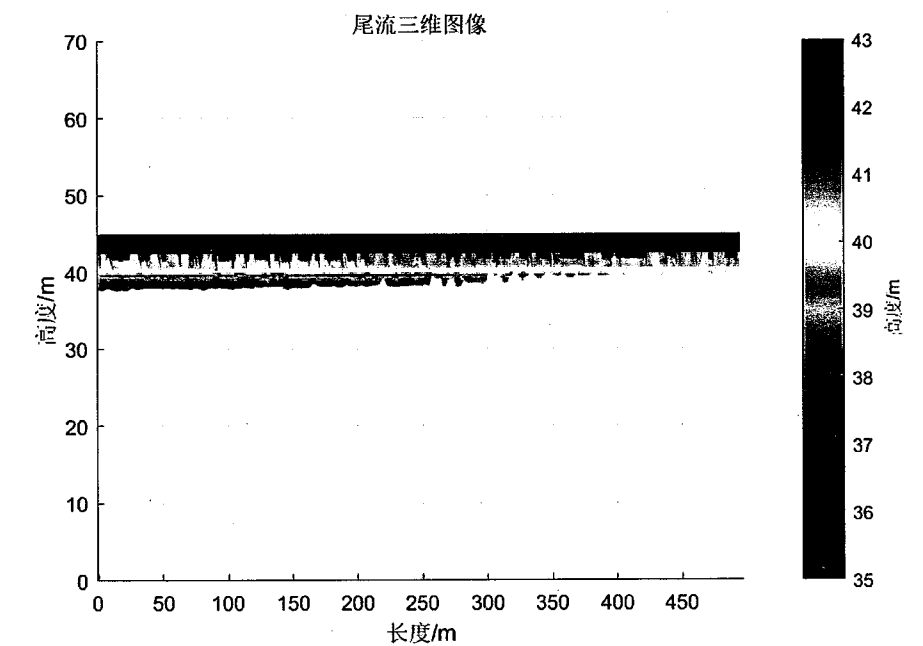
使用 MATLAB 对实验数据进行三维重建，利用 surf 的曲面绘制功能重建出尾流的三维图像。图 4.6 是利用某次实验中的一组数据重建的尾流三维图像：



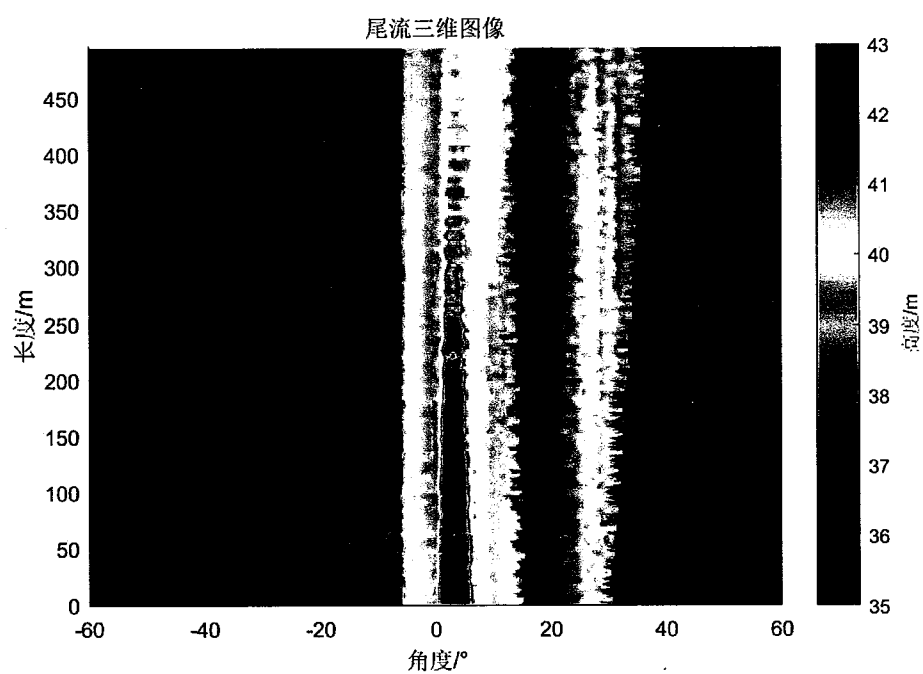
(a)



(b)



(c)



(d)

图 4.6 尾流三维图像截取

Figure 4.6 Wake three-dimensional image interception

如图 4.6 为某次实验中利用一组数据对尾流进行三维重建的结果，X 轴表示角度，Y 轴表示尾流长度，Z 轴表示高度，颜色表示高度（这里不用颜色表示散

射强度, 因为尾流边缘强度相近, 用颜色表示高度会显得图像更加立体)。 (a) 图为尾流 45° 方向三维图, (b) 图为 X—Z 方向图, (c) 图为 Y—Z 方向图, (d) 图为 X—Y 方向图。根据分析统计, 在图 4.6 所示的尾流中, 其长度为: 494.70m, 最深处距离水平面: 5.91m, 最大宽度: 49.75m。

4.5 小结

本章主要介绍了尾流三维重建的过程, 在上一章中完成了对尾流边缘的提取, 获得了尾流准确的边缘, 本章在此基础上, 进一步对尾流边缘数据进行处理, 主要解决了不同帧图像的阈值设定以及对提取的尾流边缘数据进行插值, 然后将处理完的尾流边缘进行三维重建, 重现尾流产生、扩散、消亡的过程。

本章第 2 节主要是讨论不同帧图像阈值的设置。对于不同帧尾流图像其灰度分布不同, 导致计算得到梯度不同, 如果每一帧尾流图像都使用同一个阈值来进行处理, 很有可能出现误检和漏检的现象。为了解决不同帧图像的阈值, 本文采用了自适应阈值设定的方式。第 2 节首先介绍了一些常用的阈值设定方式, 这些方法对于尾流并不适用, 但是有很多值得参考借鉴的地方。结合第三章第 5 节边缘评价的方式, 当边缘标准差均值达到最大值时, 判定此时取得了最佳边缘, 对应的阈值为最优阈值。经过处理分析不同的实验数据, 本文确定了阈值的选择范围, 一方面可以减少运算量, 另一方面可以减少漏检现象。

本章第 3 节介绍了对尾流边缘提取数据的插值。在尾流边缘提取过程中, 由于滤波等过程, 可能造成尾流边缘数据缺失, 为了使尾流数据完整, 本文采取了插值的方式。插值大部分是原始数据, 保证了数据的准确性, 同时对缺失部分进行了一定的预测。第 3 节首先简单介绍了常见的插值法, 如临近插值、线性插值、三角函数插值等插值法的插值原理, 并且比较了它们的优缺点。由于尾流数据比较完整, 缺失的数据比较少, 从各方面比较考虑决定采用分段线性插值的方式。

本章第 4 节介绍了尾流边缘三维重建的结果。在对尾流边缘进行三维重建时, 本文采用了 MATLAB 中的 surf 命令, surf 可以绘制曲面, 能够很好的绘制出尾流的三维曲面。

本章完成了对尾流的三维重建, 到本章为止, 对尾流边缘的提取、重建中涉及的算法即其他处理方式已经介绍完毕, 下一章主要介绍尾流图像处理的软件实现。

第5章 尾流图像处理的软件实现

经过前几章的分析,本文完成了对尾流三维重建算法技术的研究。为了将尾流三维重建的算法技术应用于尾流图像处理,本章将介绍尾流三维重建的软件实现。在设计软件时,为了便于软件的维护和优化升级,采用了模块化的设计。软件采用模块化设计,可以节省内存,同时各模块之间相互独立,便于之后对软件的更新。

5.1 软件设计平台

在设计软件时,考虑到使其具有良好的界面、高效的移植性以及方便用户使用,本文采用 MATLAB 2016 作为软件设计的平台。MATLAB 是商业性的数学处理软件,由美国 MathWorks 公司出品。MATLAB 自开发开始,表现出了强大的功能,广泛应用于数值计算、数据可视化等领域,是一种高级的计算机语言。它将科学数据可视化、数值分析、系统建模仿真以及矩阵运算等功能集成在一个易于使用的窗环境中,为需要进行数值分析的许多科学领域提供了便捷地解决方案,代表了当今时代计算机软件的先进水平。MATLAB 开发平台主要有以下几个特点:

1、高效的数值计算、符号计算功能

MATLAB 中有很多的算法和数学函数,拥有很强的数学计算功能,满足用户大部分计算需要。这些算法都是科研工程等领域中的先进算法,并且经过了优化处理封装,用户使用起来十分方便。

2、完备强大的图像运算

在 MATLAB 产生的时候, MATLAB 就用于矩阵和向量的运算,数字图像用向量和矩阵表示,可以利用 MATLAB 将数字图像矩阵可视化,包括二维、三维甚至四维数据可视化,还包括图像处理,表达式图像显示以及动画,可用于科学及工程方面的作图。MATLAB 在一些特殊可视化要求方面也有明显优于其他软件的功能,例如图形对话等等,满足了用户对图像处理的进一步要求。

3、与数学表达式接近的自然化语言

MATLAB 是高级的计算机编程语言，与大部分编程语言相似，包括基本的控制语句、输入与输出语句、丰富的函数形式、数据结构和与 C++ 相似的面向对象的编程特点，不过更加简单，更加符合用户数学表达式的思维。

4、具有丰富的工具箱

MATLAB 针对不同的领域开发了许多工具箱，一般而言，用户可以直接根据自己的需要使用这些工具箱。

本软件以 MATLAB 作为设计开发平台，充分利用了 MATLAB 软件的特点，完成了尾流图像处理软件的设计和实现，将本文提出的关于尾流图像处理的算法应用于实际。

5.2 软件总体设计

本软件主要包括数据读取、尾流图像边缘提取及对比、尾流图像的三维重建等功能。它不仅可以在二维平面中显示尾流图像，并且比较各种边缘提取的效果，还可以对尾流图像进行三维重建，在三维视图下显示尾流的形态，便于进一步分析研究尾流几何特征。图 5.1 为软件的设计结构图：

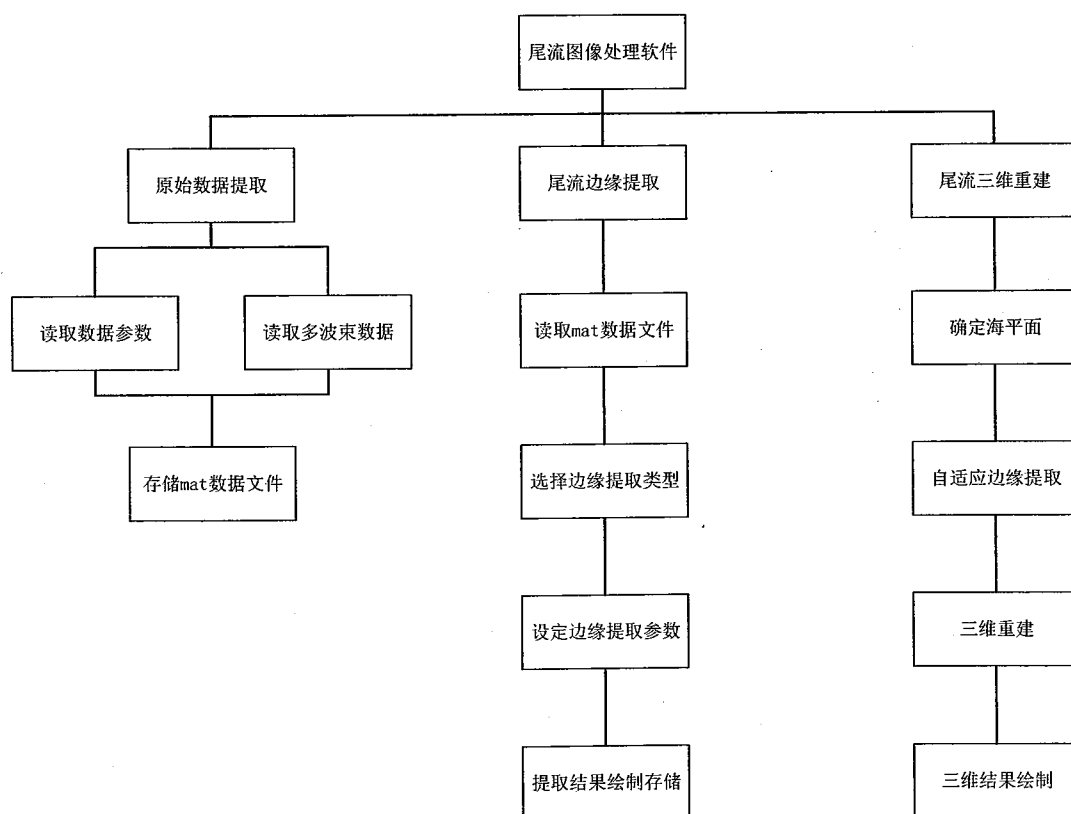


图 5.1 软件设计结构图

Figure 5.1 Software design structure

软件在开发的过程中运用了大量的函数，可以方便的进行调用。采用模块化设计，方便软件进行扩展。软件结构主要有三层：

- 1.用户层：以 MATLAB 为软件开发平台，设计用户界面，实现人机交互的功能。
- 2.数据层：用户对参数（阈值）的设置修改通过数据层传输到内部算法程序中。
- 3.算法层：软件的核心部分，包括：数据与参数的读取与存储，各种边缘检测算子对尾流图像的边缘检测效果的显示，尾流图像的三维重建。

5.3 应用程序的设计与实现

本节主要介绍应用程序的设计与实现，包括数据的读取与存储，尾流图像的边缘检测与提取，尾流图像的三维重建三部分。

5.3.1 数据读取与存储的设计与实现

在进行尾流图像处理时需要先将多波束测量的尾流数据导入，读取文件为二进制数据文件。多波束声纳接收的数据包括数据模块和参数模块，在提取数据时需要进行判断，然后将其中的数据模块提取出来，数据模块就是多波束声纳测量的尾流信息。图 5.2 为数据处理流程图：

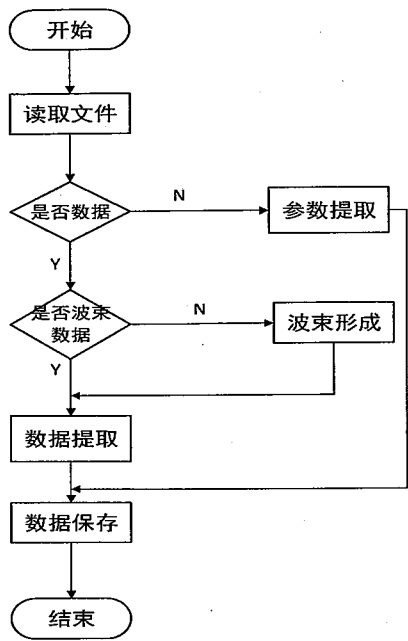


图 5.2 数据处理流程图

Figure 5.2 Data processing flow chart

图 5.3 为数据处理的界面：

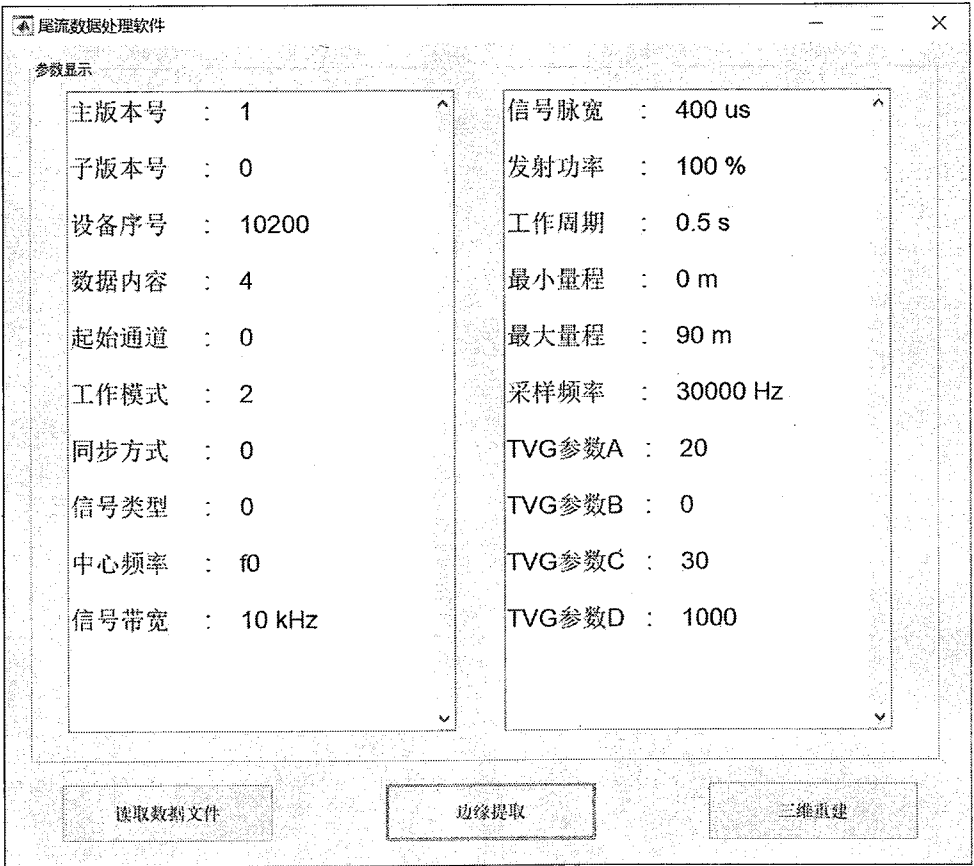


图 5.3 软件主界面

Figure 5.3 The main interface of software

数据处理模块主要是完成尾流信息部分的数据与参数数据的读取保存，完成图像处理数据部分的准备工作。

5.3.2 尾流边缘检测的设计与实现

尾流图像的边缘提取部分是软件设计中很重要的一部分，它体现了尾流边缘提取的效果。一方面，它可以实现不同边缘检测方法对尾流边缘检测效果的对比，另一方面如果三维重建出现问题可以在二维图像中观察对应帧的尾流图像，方便找出问题。

要实现尾流的边缘检测，需要先设置参数，主要是各个边缘提取方式的阈值设置，其中 Roberts 算子、Prewitt 算子、Laplace 算子和 Sobel 算子只有一个阈值需要设置，而 Canny 算子需要设置高阈值和低阈值两个阈值。多波束声纳传输带宽等参数数据直接在后台程序中传送，用户界面值参数方面只对阈值进行设置调整。

软件实现了用户自行选择使用 Roberts 算子、Prewitt 算子、Laplace 算子、Sobel 算子和 Canny 算子不同的边缘检测方式检测尾流边缘，方便用户对各种边缘提取方式进行对比分析。

软件还可以对模型进行保存，当用户对三维重建中某一帧边缘提取不满意时，可以自行设置阈值，调整提取的边缘，并将最终的二维边缘模型保存，用于相应的尾流三维重建中。图 5.4 为尾流边缘检测流程图：

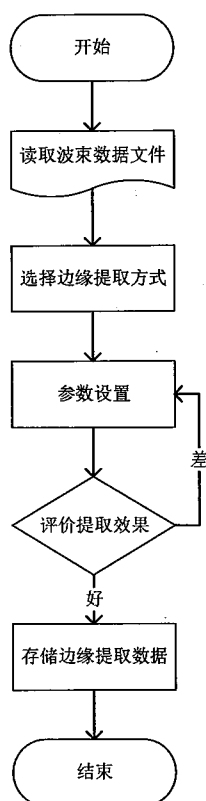


图 5.4 尾流边缘检测流程图

Figure 5.4 Wake edge detection flow chart

图 5.5 为边缘提取的界面：

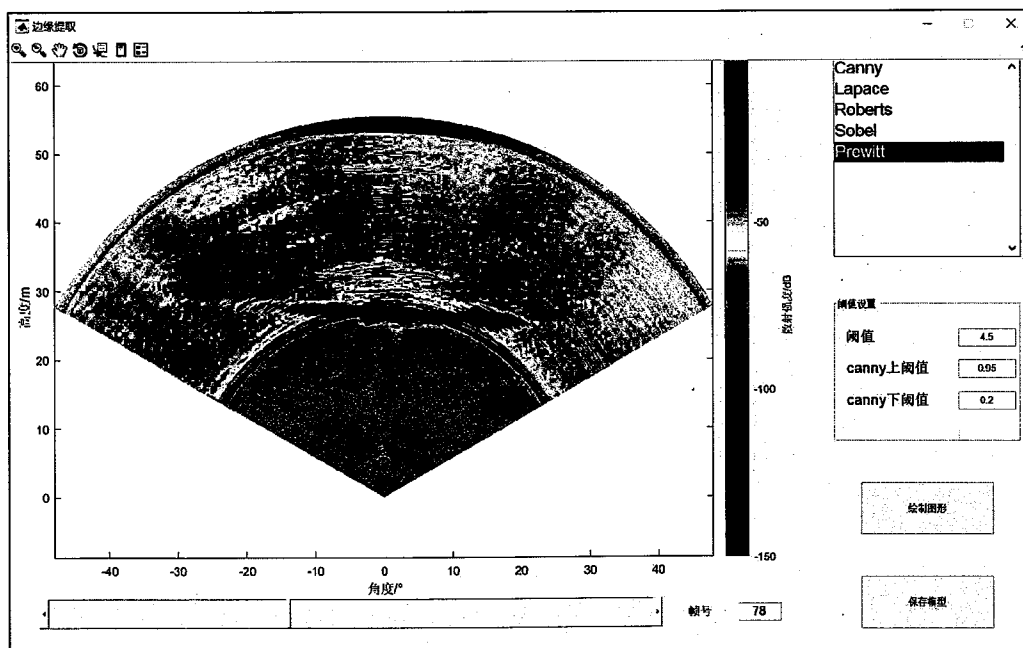


图 5.5 边缘提取的界面图

Figure 5.5 Edge extraction interface diagram

软件边缘提取部分重点是各种尾流边缘检测方式的比较,通过用户自己设置参数,可以方便的比较各种边缘提取方式的优劣。

5.3.3 尾流三维重建的设计与实现

尾流图像的三维重建是本文的最终目的,也是本软件最重要的部分。这部分主要是将每一帧图像提取的边缘进行三维拼接,从三维的角度显示尾流从产生到结束的全过程。

软件三维重建在实现方面包括拼接与画图,完整的尾流数据通常比较大,需要分成几组来存储,在进行三维重建时需要先将这些数据进行拼接,然后才能显示完整的尾流信号。绘制尾流的三维图像时,也涉及到许多的算法,包括滤波、尾流的边缘检测与提取(本软件中使用 Canny 算子)、插值等算法,图 5.6 为尾流图像三维重建流程图:

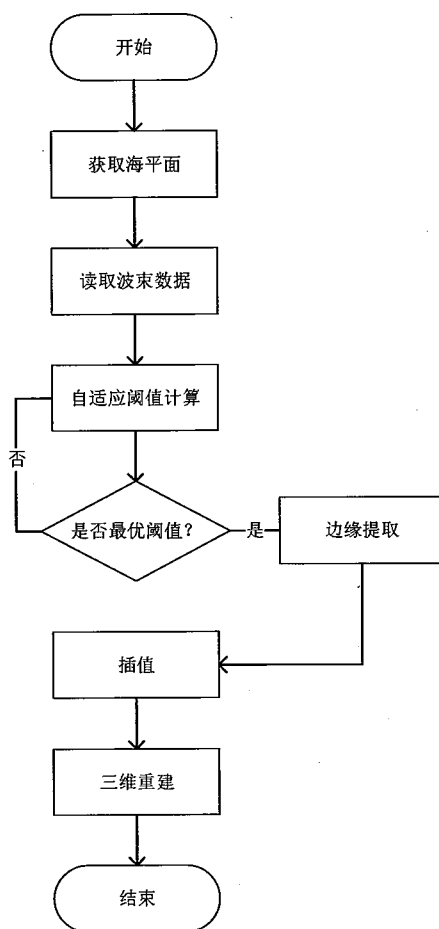


图 5.6 尾流图像三维重建流程图

Figure 5.6 Three-dimensional reconstruction flow chart of wake image

图 5.7 为三维重建的界面：

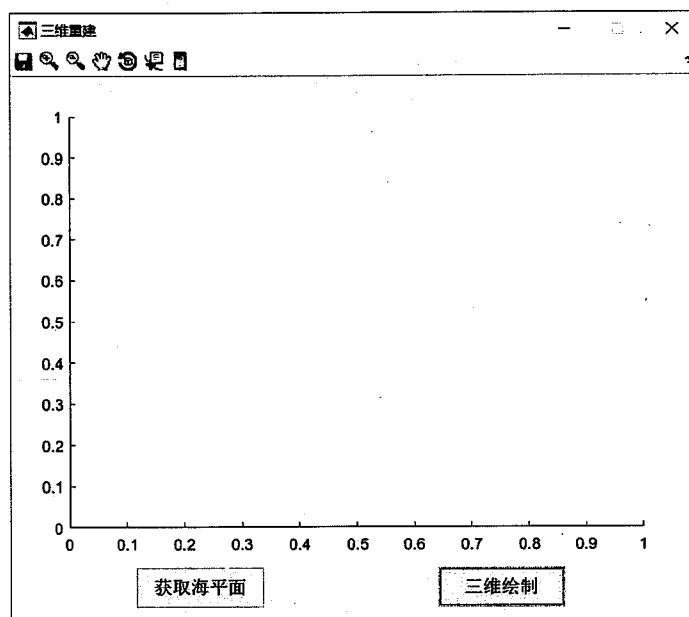


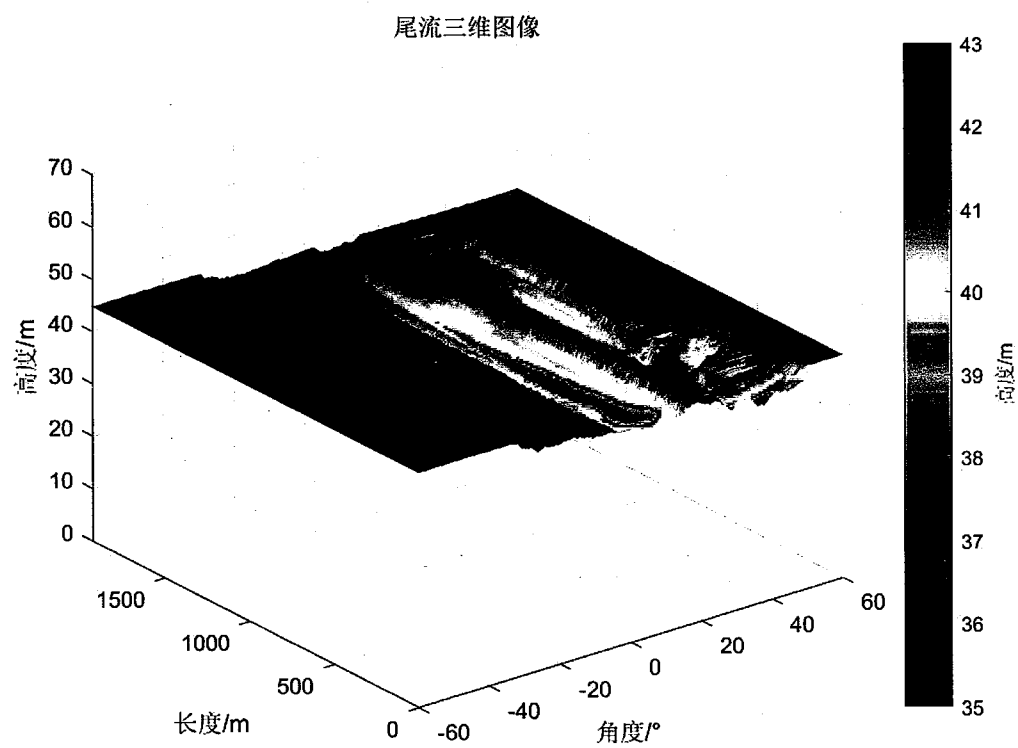
图 5.7 三维重建界面图

Figure 5.7 Three-dimensional reconstruction interface diagram

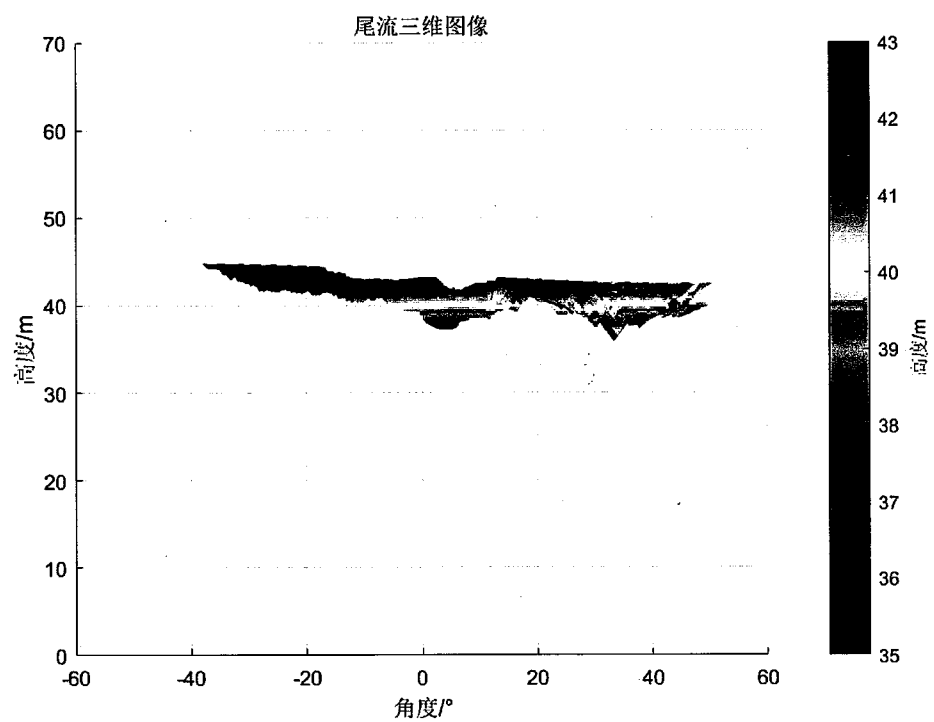
5.4 软件实用性分析

本软件实现了对尾流图像从边缘提取到三维重建的完整的过程，是一个综合性的尾流图像处理软件，包含了滤波、边缘检测、插值等算法。为了验证算法的实用性，本文处理了大量的实验数据，从二维的角度分析了许多实验数据的滤波、边缘检测效果及插值效果，都取得了满意的效果。

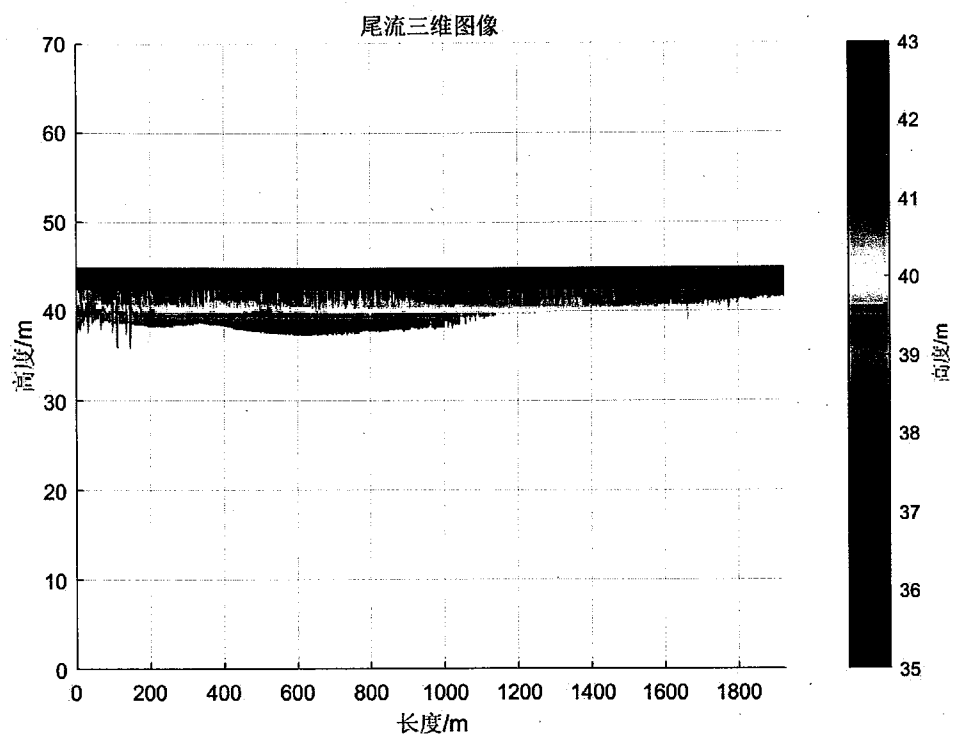
为了进一步验证尾流图像的处理效果，也为了验证本软件的实用性，本文用尾流图像处理软件将实验中某次航程完整的尾流进行了三维重建，如图 5.8 所示：



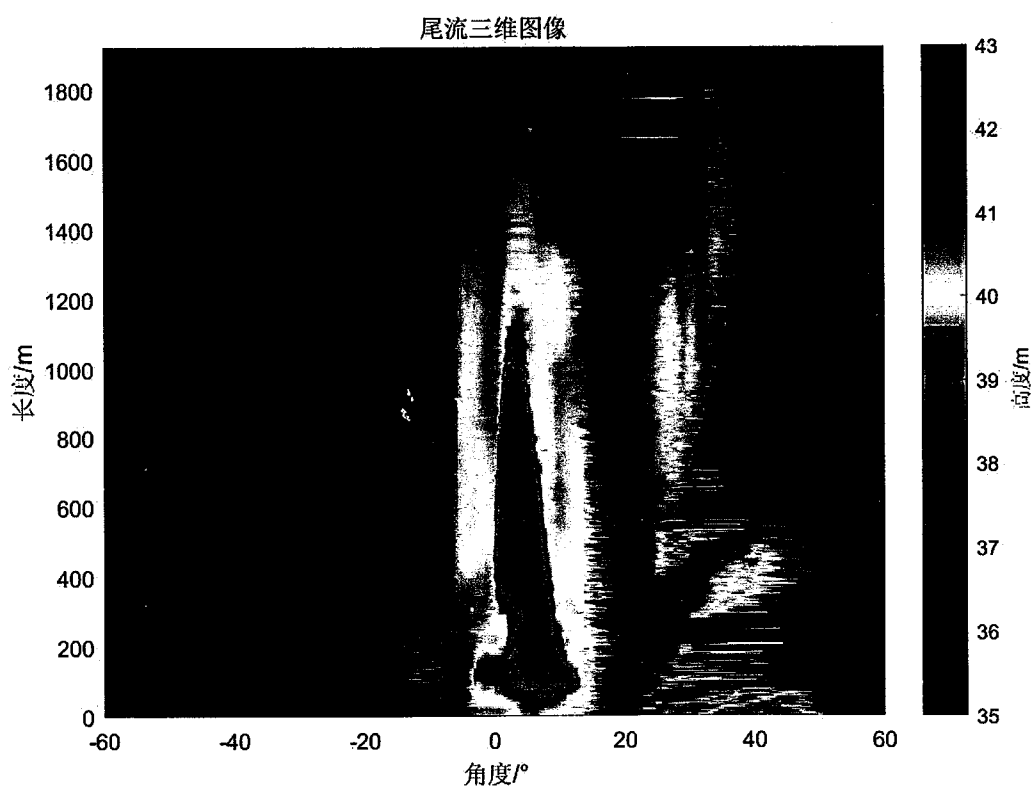
(a)



(b)



(c)



(d)

图 5.8 尾流三维重建图

Figure 5.8 Wake three-dimensional reconstruction

图 5.8 为尾流三维重建图，其中 (a) 图为 45° 视角，(b) 图为 X-Z 方向图，(c) 图为 Y-Z 方向图，(d) 图为 X-Y 方向图。观察分析图 5.8 可知，尾流两侧的扩散不对称，这个与尾流两侧的环境有关。经过计算，图 5.8 所示尾流，其长度为：1925.00m，最深处距离水平面：6.50m，最大宽度：69.41m。

5.5 小结

本章主要介绍了尾流图像处理软件的软件开发平台、软件应用程序的设计与实现以及对算法与软件的实用性分析。本软件使用 MATLAB 为软件开发平台，主要是因为 MATLAB 强大的图像处理功能和数学运算功能，十分方便。软件实现的功能部分主要包括前几章的滤波、边缘检测与提取、插值、三维重建，具体的算法也是采用前几章比较分析出的最佳算法。在对算法进行实用性分析时，主要是通过处理大量的实验数据进行证明，同时通过对尾流图像进行三维重建，从三维图像的角度观察，分析图像处理算法的效果。软件的实用性分析也是通过处理实际的实验数据来验证的，其实软件只是对算法的集成，如果算法可行，软件一般也是没问题的。

到本章为止，本文对尾流的图像处理部分所作的工作已经介绍完毕，下一章将对本文进行一个总结。

第6章 总结与展望

6.1 总结

本文主要研究对尾流图像的处理,包括二维的边缘提取与三维重建,提取尾流边缘并绘制了尾流的产生、扩散以及消亡的过程,并将所有的算法集成到尾流图像处理的软件中,实现了尾流图像完整的处理过程。

综合全文,本文的主要研究内容以及结果概括如下:

(1) 介绍了尾流研究的背景和应用意义,包括国内外研究现状,并且简单介绍了图像边缘检测研究历史及现状。

(2) 简单介绍了实验室尾流测量设备,波束形成原理以及实验过程。

(3) 分析了不同的滤波方式对尾流的滤波效果,提出了滤波效果比较好的滤波方式。滤波是图像处理十分关键的一步,直接关系到图像的后续处理效果。尾流信息是由多波束采集的,由于海面反射很强,多波束旁瓣会产生很大干扰,即“亮环”干扰,其散射强度与尾流的相似,因此从散射强度方面很难去除。其边缘性状比较明显,在进行边缘提取时会造成很大的噪声。为了滤除噪声和干扰,本文尝试了很多常用的降噪滤波方式,都没有取得理想的效果。参考背景消除法,本文利用每一帧图像自己的数据构造了只有“亮环”干扰的图像(矩阵)做为背景,然后用尾流图像矩阵减去背景图像矩阵,这种方法可以达到很好的滤波效果。滤波的难点就是每一帧图像“亮环”干扰的位置、强度、大小不一定,根据每幅图自己的“亮环”干扰构造背景图像也是一种自适应的方式,可以达到很好的滤波效果。

(4) 利用各种边缘提取算子检测提取尾流边缘。边缘提取的研究已经有很长的历史,为了寻找适合尾流边缘检测的算子,本文尝试了许多不同的算子。通过分析比较,最后选择了 Canny 算子进行尾流边缘的检测与提取,并提出了边缘评价方式。标准差的边缘评价方式是从数值角度分析,在评价尾流边缘检测效果时还要结合直观的观察比较,不能只从一方面评价。

(5) 利用 MATLAB 对尾流边缘进行三维重建。为了更加直观的观察研究尾流的几何特征,本文对提取的尾流边缘进行了三维重建。在进行尾流三维重建时

除了之前讨论的尾流边缘提取,本文主要研究讨论了自适应阈值的设置和对提取的尾流边缘的插值。由于每一帧图像灰度强度有差别,造成梯度也会有差别,在进行边缘提取时如果使用同一个阈值,很可能出现误检和漏检的现象,为了找出合适的阈值,本文采用了比较边缘点灰度值标准差的均值来选择阈值,在限定范围内使边缘点灰度值标准差均值最大的阈值为最佳阈值。由于利用 Canny 算子检测提取的尾流边缘数据比较集中,结合运算量角度,本文采用分段线性插值对尾流边缘数据进行插值,实验证明分段线性插值也可以获得很好的尾流边缘。

(6) 以 MATLAB 为平台编写了一套软件,集成了滤波、尾流边缘检测与提取、尾流边缘三维重建等功能,方便对尾流图像进行统一处理。

6.2 后续工作展望

本文基本完成了对尾流图像的综合处理,但是还有很多地方可以改进提高。针对论文,后续的工作主要讨论以下几个问题:

(1) 在进行边缘检测时,本文只是采用了经典的方法做了分析比较,没有尝试一些其他的方法,比如说小波分析,多尺度分析,神经网络分析,还有国外使用的分形技术等,下一步可以多尝试一些方式提取边缘,使尾流边缘检测更加精确清晰。

(2) 本文在三维重建设置自适应阈值时借鉴了标准差的方法,这种方法有一定的参考价值,但是需要设定合适的阈值取值范围。下一步工作可以寻找更加可靠准确的检测方式,确定更加准确的阈值。

(3) 本文研究讨论的都是舰船自多波束正上方行驶产生尾流,尾流信号比较强、比较完整,没有讨论尾流在侧面的情况。下一步工作可以讨论一下尾流位于多波束旁边的情况,分析本文所提出算法的使用效果。

(4) 在处理尾流图像时,二维方面的图像处理效果可以和原图比较,但是三维图像的处理效果很难验证,只能在保证二维处理比较准确的前提下通过三维图像自身的一些连续性进行分析。下一步工作可以提出从图像以及数值方面对三维处理效果的验证,评价三维处理结果的优劣。