

河南理工大学

全日制硕士学位论文

基于水平集的显微图像分割算法研究

申请人姓名：刘利群

指导教师：张霄宏 芦碧波

学位类别：工程硕士

专业名称：软件工程

研究方向：智能信息处理

河南理工大学计算机科学与技术学院

二〇一七年六月

河南理工大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文：基于水平集的显微图像分割算法研究，是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。论文中除了特别加以标注和致谢的地方外，不包含任何其他个人或集体已经公开发表或撰写过的研究成果。其他同志对本研究的启发和所做的贡献均已在论文中作了明确的声明并表示了谢意。

本人愿意承担因本学位论文引发的一切相关责任。

学位论文作者签名：

年 月 日

河南理工大学

学位论文使用授权声明

本学位论文作者及导师完全了解河南理工大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留和向有关部门、机构或单位送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅，允许将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，允许采用任何方式公布论文内容，并可以采用影印、缩印、扫描或其他手段保存、汇编、出版本学位论文。

保密的学位论文在解密后适用本授权。

学位论文作者签名：

导师签名：

年 月 日

年 月 日

中图分类号: TP391.4
UDC: 004

密 级: 公开
单位代码: 10460

基于水平集的显微图像分割算法研究
Research on Microscopic Image Segmentation
Algorithm Based on Level Set

申请人姓名	刘利群	学 位 类 别	工学硕士
专 业 名 称	软件工程	研 究 方 向	智能信息处理
导 师	张霄宏	职 称	副教授
	芦碧波		副教授
提 交 日 期	2017.04	答 辩 日 期	2017.06

河南理工大学

致 谢

研究生三年的求学之路即将完成，回首三年的学习旅程，使我对身边的老师充满了感激之情。从最初对学术概念的懵懵懂懂，到而今偶有所得，这一路都是在老师们的指导下徐徐前进的。

本文从最初的选题，到后来的实验以及论文的撰写、修改，都是在张霄宏副教授和芦碧波副教授的指导下进行的。在研究生最初的学习阶段，两位导师为我指引了研究方向，帮我查阅资料，指导我研读与专业相关的论文。在做实验期间，芦碧波老师细心地指导我完成实验，并不停地帮助我改进实验。论文撰写时，芦碧波老师也是不厌其烦地帮我无数次地修改论文，使我慢慢熟悉了论文的撰写技巧。在跟老师学习的三年时间里，我学到的不仅仅是专业知识和技术，更有做人的诸多道理！

在此，首先，我要感谢我的导师张霄宏老师、芦碧波老师，我所有论文的撰写都是在他们的指导下完成的。我还要深深地感谢实验室的郑艳梅老师，在芦碧波老师出国访学的一年中，郑老师给了我许多帮助，包括学习上的和生活上的，让我的研究得以顺利完成。另外，还要感谢我们学院的郭海儒老师，郭老师的督促让我们按时完成了相应的学业任务。还要感谢我们学院的贾宗璞院长、朱世松老师、王志衡老师，在奖学金答辩的过程中，他们给我提了许多宝贵的建议，让我不断地改进自己的实验。

其次，我要感谢自己的父母。在 27 年的岁月中，他们不辞劳苦，含辛茹苦地把我养大成人并供我读书，是他们的坚持不懈让我得以完成学业，是他们不求回报的付出让我得以走到今天。父母教会了我善良，教会了我坚强，教会了我感恩，也教会了我自立更深。

最后，我要感谢我的师兄、师姐、同学和朋友们。感谢王建龙师兄、李祎师姐、张海燕师姐、陈静师姐对我在学术上的指导，感谢课题组的李阳和李玉静同学，在做实验遇到困难的时候，总是可以与他们相互讨论，从而找到解决问题的方法。还要感谢实验室的李海华同学、班长万兴同学、李璐同学、杨冬同学、杨小亚同学，在外实习期间，他们给了我许多的帮助，帮我处理了学校的诸多事物。没有他们的帮助，我的研究和我的学习任务很难顺利完成。

特别感谢在百忙之中帮我审阅论文、提出宝贵意见的各位教授、专家，谢谢你们
你们的批评与指正！

摘要

显微图像在实际中的运用越来越广泛，例如，在生物研究中，需要获取病毒或细胞的显微图像，以研究其形态和功能；在基因检测领域，需要获取微阵列的显微图像，以分析基因匹配的情况；在工业中，需要获取相关精密元件的显微图像，以对精密元件进行质量检测。显微图像的应用往往需要对其图像进行分割处理。目前，已经有大量的图像分割方法被研究出来。数字图像处理中的图像分割方法和边缘检测算法都可以提取轮廓。图像分割的方法如阈值法，活动轮廓算法，分水岭法等，典型的边缘检测算法如 Roberts 算子，Sobel 算子，Canny 算子等。虽然这些算法都可以得到物体边界或轮廓，但由于大多数算法得到的轮廓不封闭，无法直接进行数据提取。而基于水平集的算法可以获得完整的分割轮廓线。基于水平集的图像分割方法可以得到封闭的分割轮廓线，有利于后续的面积、周长等特征的提取和数据的统计处理等工作。因此，本文研究使用水平集分割两种不同的显微图像。第一种是线束端子显微图像，第二种是 cDNA 微阵列图像。

线束端子是连接各用电器的关键部件，其质量关乎每个用电器的安全与功能的稳定发挥，保证线束端子的质量是线束生产的必然条件。为快速检测线束端子的质量，引进图像分割的方法分割其显微图像来检测其质量。先获取线束端子显微图像，然后使用 C-V 模型分割该图像。线束端子显微图像有其固有的特点，该图像主要由三部分构成：背景区域、绝缘层区域及线芯区域。C-V 适合分割由背景和目标构成的图像，因此，本文两次使用 C-V 模型，并结合本文的图像收敛算法、图像增强，对线束端子显微图像进行了有效分割，为后续的数据提取和线束的质量检测提供了有效手段。

微阵列用于基因检测、疾病诊断等领域，由于基因的数量大，人工比对耗时耗力，引进数字图像的技术，可以大大提高基因检测的效率，为后续的工作节约了大量宝贵时间。本文使用 C-V 模型和李纯明水平集算法分割 cDNA 微阵列图像。cDNA 微阵列图像中的靶点较多，靶点规律地分布在图像中，但是，靶点的亮度差异较大，如果使用全局分割，容易漏掉低亮度的靶点。本文在使用 C-V 模型分割 cDNA 微阵列图像前，使用规则网格对 cDNA 微阵列图像进行预处理，分割后，使用面积约束剔除非目标物体，最终分割出了图像中的靶点。在使用李纯明水平集算法分割 cDNA 微阵列图像前，使用不规则网格对其进行预处理，在分割后再次使用不规则网格划分分割所得的二值图像，并使用面积约束剔除二值图像中的

面积过大和过小的干扰项，最终分割出了原 cDNA 微阵列图像中的靶点。实验证明，本文使用的两种方法均可有效分割 cDNA 微阵列图像，为后续的数据提取提供了便利。

关键词：水平集；C-V 模型；图像分割；显微图像；微阵列；不规则网格；规则网格

Abstract

The application of microscopic image is more and more extensive. For example, the microscopic image of the virus or cell is needed to research their form and function in the biological research. In the field of the gene detection, it is necessary to obtain the microscopic image of the microarray to analyze the situation of gene matching. In the industry, it is necessary to obtain the microscopic image of the relevant precision components to detect the quality of the precision components. At present, there are a large number of image segmentation methods having been studied, many methods have their own unique characteristics and be applied in the corresponding field. Image segmentation methods and edge detection algorithms of the digital image processing can extract contour. There are image segmentation methods such as threshold method, active contour algorithm, watershed method, etc. typical edge detection algorithms, such as Roberts operator, Sobel operator, Canny operator, etc. Although these algorithms can get the boundary or contour of the object, the data can't be extracted directly. Because of the contour of most algorithms is not closed. The level set based algorithm can get the complete contour line. The level set based image segmentation method can obtain a closed contour, it is beneficial to the following aspects such as area, perimeter and data processing. Therefore, this paper studies to use the level set method to segment two different microscopic images. One is the microscopic cable harness image, the other is cDNA microarray image.

Cable harness is the key component for connecting the electrical appliances. Its quality is related to the stability of the safety and the function of each appliance. The quality of cable harness is an inevitable condition for the production of cable harness. To check the quality of cable harness, the image segmentation is used to segment the microscopic cable harness image. First, the microscopic cable harness image is achieved, then, the image is segmented. The microscopic cable harness image has itself characteristic, the image is mainly composed of three parts, background area, insulation area and core area. The C-V model is suitable for segmenting the image which is composed of background and target, therefore, this paper uses the C-V model for the two times. By using image convergence algorithm and image enhancement, the

microscopic cable harness image is segmented effectively, it provides an effective mean for data extraction and quality control.

Microarray is used in gene detection and disease diagnosis, because of the large number of genes, manual comparison is time-consuming. The introduction of digital image technology can improve the efficiency of gene detection greatly and save a lot of valuable time for the follow-up work. This paper uses the C-V model and the Li Chunming level set segmentation algorithm to segment the cDNA microarray images. There are many spots in the cDNA microarray image, the spots are regularly distributed in the image, but the difference of the brightness of the spots is big, if the global segmentation is used, it is easy to lose low luminance sample spots. Before the C-V model is used to segment the cDNA microarray images, the regular gridding is used to preprocess the cDNA microarray image, after the image is segmented, the area constraint is used to remove the non target objects, finally the spots in the image is segmented. Before the Li Chunming level set segmentation algorithm is used to segment the cDNA microarray images, the irregular gridding is used to preprocess the image, after the image is segmented, the irregular gridding is used again to divide the binary image which is achieved by the segmentation, then the area constraint is used to remove the non target objects in the binary image, the spots of the original cDNA microarray image is segmented finally. The experiments show that the two methods which are used in this paper can segment the cDNA microarray images effectively, it provides convenience for the data extraction.

Keywords: Level set; C-V model; Image segmentation; Microscopic image; Microarray; Irregular gridding; Regular gridding

目 录

摘 要.....	I
Abstract.....	III
1 绪论.....	1
1.1 研究背景及其意义.....	1
1.2 研究现状.....	2
1.3 论文研究的主要内容.....	3
1.4 论文的组织结构.....	4
2 基于水平集图像分割算法.....	5
2.1 水平集理论.....	5
2.2 C-V 模型.....	6
2.3 李纯明水平集算法.....	7
3 线束端子显微图像分割.....	11
3.1 线束端子显微图像用途及其获取方法.....	11
3.2 分割算法流程.....	12
3.3 外径轮廓分割.....	13
3.3.1 图像增强.....	13
3.3.2 转换 Lab 空间.....	14
3.3.3 分割外径轮廓.....	16
3.4 自动获取内径区域.....	17
3.5 自动收缩图像.....	17
3.6 内径轮廓分割.....	18
3.6.1 图像增强与空间选择.....	18
3.6.2 处理 C-V 分割后的二值图像.....	19
3.6.3 数学形态学方法处理.....	20
3.7 实验结果对比.....	20
4 cDNA 微阵列图像分割.....	23
4.1 cDNA 微阵列图像及其应用.....	23
4.2 图像数据获取.....	23

4.3 基于 C-V 模型的 cDNA 微阵列图像分割	24
4.3.1 算法流程	24
4.3.2 规则网格划分	25
4.3.3 基于 C-V 模型的 cDNA 微阵列图像分割	27
4.3.4 实验结果对比	29
4.4 基于李纯明水平集的 cDNA 微阵列图像分割	32
4.4.1 不规则网格划分	32
4.4.2 算法流程	33
4.4.3 实验过程	34
4.4.4 实验结果分析	37
5 总结与展望	39
5.1 工作总结	39
5.2 工作展望	40
参考文献	43
作者简历	51
学位论文数据集	53

1 绪论

1.1 研究背景及其意义

进入 21 世纪后，计算机的运行速度得到了快速提升，数字图像处理方面的研究也随之取得了长足的进步。在实际生活中，图像分割技术也得到了广泛的应。在显微图像处理上，近些年来，图像分割发挥的作用越来越大。在生物研究领域，往往需要研究病毒、细胞等微观物体，则需要摄取其显微图像进行分析，如需要分析病毒的形状和构造，需要分析细胞的组成与形态等。在医学领域，需要使用显微图像研究一些现象，如需要使用微阵列进行基因的杂交试验，然后摄取其显微图像进行基因配对的研究。在工业领域，对于精密元件，需要摄取其显微图像进行质量的检测或是元件的探伤。但是，这些工作需要获取相应目标的数据才可以完成。

数字图像可以包含很多的信息，文字或声音等其他形式的信息一般很难取代数字图像所包含的信息。一般的，狭义的图像处理、图像分析和图像理解组成了数字图像处理的三个层次。对图像进行编码或压缩，可以减小图像的存储空间；对图像进行变换处理，可以改善图像的视觉效果，优化相应产品的用户体验，这些都属于狭义的图像处理。对图像中感兴趣的目标进行提取，获取感兴趣目标的相关数据，这属于图像分析的范畴。在对图像进行图像分析的基础上，进一步研究图像中目标与目标之间的关系，以及它们之间的相互作用，从而对现实场景做出解释，这属于图像理解的范畴。

图像分割被划为图像分析的范畴之中，作为整个数字图像处理中的重要环节，其在军事卫星图像侦查、安全监控、医疗影像检索、图像匹配等领域中起着重要作用。只有图像分割这一环节得出正确的结果，其后续一系列的处理才有意义。因此，在诸多工作中，图像分割能否完成，能否获取目标的有效分割，决定着相应项目的成败。信息科技不断发展，图像应用也越来越被重视，图像分割也运用到越来越多的领域，尤其在近些年来，图像分割方法得到了前所未有的发展。

图像分割技术在整个图像处理中有着不可替代的作用，精确的分割是得出正确结果的必要条件。一般的图像中，噪声大量存在，在特殊环境下，一些图像不仅含有大量的噪声，而且，有时还伴随着图像模糊等问题，这些不利条件都是图像分割所要克服的。

图像分割有着其本身的意义：改善目标图像的质量，一般可以采取图像去噪，

图像去模糊，图像增强等手段，在图像进行了底层处理之后，可以运用相应的图像分割算法提取图像中感兴趣的目标，如此可以方便后续步骤中的数据提取。如果图像分割在图像去噪^[1]、图像增强^[2]等方法进行之后，图像中重要的信息还没有被提取到，那么，图像去噪等工作的努力将毫无意义。在一些情况下，图像中目标的边缘可能被图像去噪模糊掉，所以，在进行图像分割时，有时不可以使用图像增强、图像去噪等技术手段。此时，需要一个对相应图像有较好分割效果的分割算法来分割该图像。因此，一个适合的图像分割算法，可能直接决定一项重要工作的成功与否。

1.2 研究现状

在实际生活中，图像分割技术得到了广泛的应用，如产品检测、医学影像分析、指纹识别、光学文字识别、军事侦查、车牌信息提取、智能交通、遥感图像分析、安全监控等方面。在许多情况下，感兴趣的目标都是包含在复杂的图像环境中的，为了提取有用的信息，首先要做的就是对图像进行分割处理，以分割出感兴趣的目标。在许多情况下，感兴趣的目标都是包含在复杂的图像环境中的，为了提取有用的信息，首先要做的就是对图像进行分割处理，以分割出感兴趣的目标。根据图像中不同景物或目标的特性，将图像分割成有意义的不同区域，使得相似或相近的区域表现出一致性，使得意义不同的区域之间表现出其差异性。大多数的图像分割算法，要么是基于一定区域内部特性的均匀性，要么是基于不同区域特性之间的差异性。

自上个世纪 70 年后，人们开始逐步加大了对图像分割技术的研究力度。到目前为止，诸多的图像分割方法^{[3]-[5]}被研究出来。在最初的十几年中，研究的重要领域为阈值分割^{[6]-[8]}、边缘检测^[9]、区域提取^[10]等三种方法。1980 以后，小波变换、遗传算法理论、模糊理论、神经网络、形态学等理论开始被应用于图像分割的研究中来，并且，图像分割算法取得了巨大进步。现在，基于区域的图像分割算法、边缘检测算法、基于区域与边界的图像分割算法、基于模糊集理论的方图像分割算法、基于神经网络的图像分割算法等成为主流，另外，还有其他的一些分割算法还在继续研究之中。图像分割从受到重视到现在，已经取得了长足的发展，但由于图像的种类复杂，图像内容的复杂，使得图像分割面临着诸多困难。到目前为止，没有一种分割方法可以对所有的图像都能够进行有效分割。所以，根据各种图像的各自不同特性，在对相应的图像进行分割时，选择一种符合图像特性的

分割算法十分关键。

图像分割的种类根据不同的定义可以进行不同种类的划分,一般而言,图像分割种类有阈值分割^[11]、区域分割^[12]、边界分割^[13]、直方图分割^{[14]-[16]}等。具体的分割方法有基于梯度信息的图像分割算法,如分水岭分割算法^[17]、测地线算法^[18]等;有的分割算法基于区域信息,如基于水平集的分割算法^{[19]-[23]};部分分割算法基于像素强度,如图割^[24]。每种图像分割算法都有其自身的特性,例如:阈值分割算法的计算方式相对而言较为简单^[25],其分割速度相对来说较快,但易受噪声干扰;区域分割^[26]可以获得边界信息,方便数据的提取,但其计算量大,当噪声较大,像素灰度分布不均匀时,容易造成分割结果中存在空洞和过度分割;图割算法^{[27]-[28]}需要人工选取种子点,当种子点选取较合适的时候,分割效果较佳,当选取的种子点为噪声点或不是目标区域的像素点的时候,分割效果较差。

1.3 论文研究的主要内容

基于水平集的图像分割算法是本文研究的重点之一,该算法在显微图像中的应用将是本文的主要研究方向。基于水平集的图像分割算法是基于区域信息的算法,该算法有其固有的特点。使用高一维的曲面等高线去分割低一维的目标的边缘是水平集算法的核心思想。在高维度的空间上观察低纬度上物体的边界的变化,仅是高纬度曲面形态的变化,不会使该曲面的拓扑结构产生变化。因此,水平集算法的低纬度拓扑可变性比一般算法要强。此外,由于基于水平集的图像分割算法都是基于能力最小化的迭代算法,所以,该算法可以方便地结合先验知识,但是,其难点在于,如何将先验知识转化为能量函数,是一个比较难以解决的问题。显微图像是在显微镜下进行摄取的图像,其图像质量相对于一般的图像要差很多。显微图像具有噪声大、模糊程度高等特点,这些都是对图像分割起负面作用的因素,为显微图像分割带来了不少困难。

本文主要研究基于水平集的图像分割算法,以及其在线束端子显微图像分割和 cDNA 微阵列图像分割^[29]中的应用。线束是汽车、计算机、飞机等需要电路的设备的重要部件,其质量的好坏直接关系到设备的性能是否能正常发挥^[30],通过水平集图像分割技术来处理线束端子显微图像,可以有效保障线束端子的质量,从而保证了用电设备的正常运转。cDNA 微阵列图像分割^{[31]-[35]}作为 DNA 检测技术中的重要环节,其数据是否能得到有效的提取将直接决定 DNA 检测的成功或失败。用水平集图像分割技术来处理微阵列图像,可以确保微阵列中的数据能得到有效

辨识和提取，精确的分割效果将大大促进了 DNA 检测技术的进步。

本文对基于水平集的图像分割算法进行了深入研究，在此基础上，结合显微图像自身的特点，本文再结合各种图像分割算法的固有特性，选取相应的合适的图像分割算法分割显微图像。实验证明，本文使用的水平集图像分割算法及其他技术手段可以对本文研究的显微图像进行有效的分割。

1.4 论文的组织结构

论文共为 5 章，章节安排如下：

第一章 绪论，在本节中，本文对图像分割的研究背景和意义作了介绍，然后简单描述了当下图像分割研究的研究成果及其历程。接着介绍了本文的大致结构与内容，包括本文研究的两种不同的基于水平集的图像分割方法和两种显微图像。

第二章 本章介绍了水平集的基本思想和基本理论，并详细介绍了 C-V 模型的数学原理和李纯明水平集算法的数学公式和理论。

第三章 本章主要介绍使用 C-V 模型对线束端子显微图像进行分割的实验及其成果。首先简述线束端子的用途，线束端子显微图像的摄取方法及其特点。而后介绍实验流程，在具体实验中，使用 C-V 模型、图像自动收敛算法及其他技术手段分割线束端子显微图像。最后展示实验结果，并对本文实验的结果做出简单评价。

第四章 本章使用 C-V 模型和李纯明水平集算法分割 cDNA 微阵列图像。首先介绍 cDNA 微阵列图像的成像途径及其用途。然后，介绍 C-V 模型分割 cDNA 微阵列图像的详细过程，及其最终的实验结果。接着，介绍了李纯明水平集算法分割 cDNA 微阵列图像的整个实验和实验结果。在两次实验中，用到了 TV 去噪、图像增强、规则网格划分、不规则网格划分等技术。

第五章 本章主要对本文进行简短的概括，概括了本文的创新点和实验的成果，介绍了本文实验所取得的成果并介绍本文方法中尚可改进的地方。目标物体的封闭轮廓可以使用基于水平集的图像分割算法获取。一般的自然景观或景物图像可以使用基于水平集的图像算法分割，对于显微图像的分割，该种算法也可取得较好的成果，但在实际实验中，可能需要多种技术并用。

2 基于水平集的图像分割算法

2.1 水平集理论

1987年，为了解决遵循热力学方程下火苗外形变化的问题，Osher和Sethian共同提出了水平集方法^[36]，该方法是基于几何变形模型的。其主要思想是：用三维连续的曲面 $\phi(x, y)$ 的一个曲线来表示实际的一条曲线，数学曲线具有相同的值，实际曲线为闭合曲线，一般情况下 $\{\phi=0\}$ ，我们称之为为零水平集， $\phi(x, y)$ 即为水平集函数。

水平集方法将低维的曲线演化转换成高维空间的曲面演化，另外，该方法以偏微分方程作为的数字求解方法，使得该方法对轮廓演化的跟踪可以通过数字计算的方式进行。假如平面上有一条闭合的曲线，则平面将被划分为两个区域：曲线的内部区域和曲线的外部区域。 $\phi(x, y, t) = \pm d$ 为平面上的距离函数， d 为平面上的点 (x, y) 到曲线的最短距离，根据该点相对于曲线的位置，是在曲线内部还是外部，从而定义函数的符号，一般情况下，曲线内部的点到曲线的距离定义为负值， t 表示时间。在任何时间点上，曲线上的点到曲线的距离都为0。尽管水平集的表达方法在形式上看似复杂，但该方法在数值求解的过程中带来了许多的优点，其最大的优点是可以很好的处理具有拓扑结构的图像，而且可以获得唯一的满足熵条件的解^[37]。

在 $t=0$ 时，取最初闭合的曲线，可以生成相应的符号距离函数(signed Distance Function)，记为SDF，该函数可以看作水平集函数的零水平集。 d 是点 x 到初始曲线的距离，根据点 x 的位置，判断其在闭合曲线的内外部，从而确定 d 的符号。如果 x 在闭合曲线的内部，则取负号，如果 x 在闭合曲线的外部，则 d 取正号。如果按相反的规则设置，也是可行的。

将基于水平集的图像分割算法与传统的图像分割算法相比，水平集方法有很多优点：

(1) 由于图像中封闭的曲线是用隐含的方式表示的，使用偏微分方程表示曲线的演化过程，这使得图像的轮廓线可以被清晰的表示出来，对于一些复杂的形状，水平集方法仍能够清晰地表示出其边界。

(2) 水平集对目标轮廓添加一些约束信息，使得其可以分割一些复杂的图像，同时，可以分割出高维图像。

(3) 水平集通过计算水平集函数来分析演化的曲线，目标的边界是使用封闭的曲线来表示的，因此，不需要对原图像进行预先处理，同时，水平集方法亦可提取非闭合的轮廓。

2.2 C-V 模型

二十一世纪初，根据水平集思想与 Mumford-Shah 模型^[38]，Chan 和 Vese 等人提出了基于无边缘的 C-V 分割模型^[39] (后文简称 C-V 模型)，该模型通过求水平集函数的最小值来获得物体的边界。使用 Osher 和 Sethian 的水平集函数，该算法可以有效确定被分割目标的边界。根据 C-V 模型的假设，图像均由两个区域构成，区域边界内外的像素均值分别为 c_1 和 c_2 ，C-V 模型通过计算能量函数的最小值来寻找两个区域的边界。能量函数^[39]如 (2-1) 所示：

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, \phi) = & \mu \iint_{\Omega} \delta[\phi(x, y)] |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \\ & \lambda_1 \iint_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H[\phi(x, y)] dx dy + \\ & \lambda_2 \iint_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H[\phi(x, y)]) dx dy \end{aligned} \quad (2-1)$$

式 (2-1) 中 u_0 为原图像， ϕ 为水平集函数， H 为 Heaviside 函数。等式右边三项分别为：当前演化曲线的长度，当前演化曲线内部能量，当前演化曲线外部能量； μ ， λ_1 ， λ_2 依次为上述三项的加权系数，且 $\mu \geq 0$ ， $\lambda_1 > 0$ ， $\lambda_2 > 0$ 。

c_1 为演化曲线内部区域灰度均值， c_2 为演化曲线外部区域灰度均值，其表达式分别如式 (2-2)、式 (2-3) 所示：

$$c_1 = \frac{\iint_{\Omega} u_0(x, y) H[\phi(x, y)] dx dy}{\iint_{\Omega} H[\phi(x, y)] dx dy} \quad (2-2)$$

$$c_2 = \frac{\iint_{\Omega} u_0(x, y) \{1 - H[\phi(x, y)]\} dx dy}{\iint_{\Omega} \{1 - H[\phi(x, y)]\} dx dy} \quad (2-3)$$

Dirac 函数 $\delta_{2,\varepsilon(z)}$ 为：

$$\delta_{2,\varepsilon(z)} = H'_{2,\phi}(z) \quad (2-4)$$

使 c_1 ， c_2 的值不变，最小化能量函数，可以获取水平集函数的欧拉-拉格朗日方程：

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon} [\mu \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2] \quad (2-5)$$

可以使用[39]中的有限差分解决演化问题。

2.3 李纯明水平集算法

2011 年，李纯明教授提出水平集方法的图像模型为^[40]：

$$I = bJ + n \quad (2-6)$$

式 (2-6) 中， I 为现实图像， b 为计算强度不均的部分， J 为原图像， n 为噪声。 b 可以看作一个偏置场，真实图像 J 记录图像中目标的物理属性，因此，可以看作是分段常数 c_i 。

图像中的点 $x \in \Omega$ ， Ω 为整个图像。假设在距离点 x 欧氏距离 d 内的点都可以归为一类，范围记为 y ，模糊图像均为 $b(y)$ ，定义 $O_y = \{x : |x - y| \leq d\}$ ，当 x 也属于模糊图像范围 O 时：

$$b(x) = b(y) \quad \text{for } x \in O_y \quad (2-7)$$

因此，在每个子区域 $O_y \cap \Omega_i$ 中， $b(x)J(x)$ 近似于常量 $b(y)c_i$ ：

$$b(x)J(x) \approx b(y)c_i \quad \text{for } x \in O_y \cap \Omega_i \quad (2-8)$$

基于模型 (2-6)，可以获得图像的表达方式为：

$$I(x) \approx b(y)c_i + n(x) \quad \text{for } x \in O_y \cap \Omega_i \quad (2-9)$$

O_y 为模糊图像范围， Ω 为原图像的范围。

由于有 N 个 c_i ，所以有 N 个中心 $m_i \approx b(y)c_i, i=1,2,\dots,N$ ，因此，有 N 个聚类，利用 K-means 聚类算法的特性，可以很方便地对区域强度进行分类。将式 (2-9) 代入 K-means 算法，可以得到：

$$F_y = \sum_{i=1}^N \int_{O_y} |I(x) - m_i|^2 u_i(x) dx \quad (2-10)$$

式 (2-10) 中， m_i 为一聚类的值， $\mu_i(x)$ 为隶属函数，当 $x \in \Omega_i$ ，则 $u_i(x) = 1$ ，当 $x \notin \Omega_i$ ，则 $u_i(x) = 0$ 。 F_y 可重写为：

$$F_y = \sum_{i=1}^N \int_{O_y \cap \Omega_i} |I(x) - m_i|^2 dx \quad (2-11)$$

$m_i \approx b(y)c_i$ ，将式 (2-8) 带入式 (2-10) 中，忽略噪声的影响，则在区域 O_y 中，可以对不同强度的点进行分类，定义局部聚类准则函数 ε_y ：

$$\varepsilon_y = \sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i \cap O_y} K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dx \quad (2-12)$$

$K(y-x)$ 可以称为负窗函数，也可以称为核函数。当 $x \notin O_y$ ，则 $K(y-x) = 0$ 。根据此核函数， ε_y 可以重写为：

$$\varepsilon_y = \sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dx \quad (2-13)$$

根据 Ω_y 的分区 $\{\Omega_y \cap \Omega_i\}_{i=1}^N$ ，局部聚类准则函数 ε_y 对强度的分类进行评估， ε_y 的值越小，则分类的效果越优越。为获得于整个区域 Ω 的最优分割，基于 Ω 中的 y ，则需要最小化局部聚类准则函数 ε_y 。为取得最小化的 ε_y ，可最小化 ε_y 的积分，则定义能量函数：

$$\varepsilon \triangleq \int \left(\sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dx \right) dy \quad (2-14)$$

图像全局区域 Ω 分为两个子区域 Ω_1 和 Ω_2 ，则可用水平集 ϕ 表示连个区域 Ω_1 和区域 Ω_2 ：

$$\Omega_1 = \{x: \phi(x) > 0\}, \quad \text{and} \quad \Omega_2 = \{x: \phi(x) < 0\} \quad (2-15)$$

区域 Ω_1 内与区域 Ω_2 分别由 $M_1(\phi) = H(\phi)$ 与 $M_2(\phi) = 1 - H(\phi)$ 表示， ϕ 为水平集函数， H 为 Heaviside 成员函数。调整积分次序，由式 (2-14) 可得：

$$\varepsilon = \int \left(\sum_{i=1}^N \int K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dy \right) M_i(\phi(x)) dx \quad (2-16)$$

为了便利，用向量 $c = (c_1, \dots, c_N)$ 表示常数 c_1, \dots, c_N 。水平集函数 ϕ ，数组 c ，及偏置场 b 是量能函数 ε 的变量，能力函数 $\varepsilon(\phi, c, b)$ 可以重写为：

$$\varepsilon(\phi, c, b) = \int \sum_{i=1}^N e_i(x) M_i(\phi(x)) dx \quad (2-17)$$

式 (2-17) 中， $e_i(x)$ 定义为：

$$e_i(x) = \int K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dy \quad (2-18)$$

e_i 可以用下面的方程求解：

$$e_i(x) = I^2 l_k - 2c_i(b * k) + c_i^2(b^2 * K) \quad (2-19)$$

式 (2-19) 中， $*$ 为卷积符号， l_k 定义为 $l_k(x) = \int K(y-x) dy$ ， l_k 除了在图像区域 Ω 边缘外，在其他任何地方都恒等于 1。

上面定义的能量函数 $\varepsilon(\phi, c, b)$ 是提出的能量函数的一部分， $F(\phi, c, b)$ 为定义的变分水平集公式：

$$F(\phi, c, b) = \varepsilon(\phi, c, b) + \nu L(\phi) + \mu R_p(\phi) \quad (2-20)$$

式 (2-20) 中， $\nu L(\phi)$ 与 $R_p(\phi)$ 为正则项。能量项 $L(\phi)$ 定义如下：

$$L(\phi) = \int |\nabla H(\phi)| dx \quad (2-21)$$

式 (2-21) 计算 0 水平集 ϕ 边界的长度并平滑边界。能量函数 $R_p(\phi)$ 定义如下：

$$R_p(\phi) = \int p(|\nabla \phi|) dx \quad (2-22)$$

水平集函数 ϕ 的面积用式 (2-22) 进行计算。其中，包含势函数 $p(s)$ ，对于 $p: [0, \infty) \rightarrow R$ ，则有 $P(s) \geq P(1)$ ，所以，当 $s=1$ 时， P 取最小值。在本文中，使用如下势函数 p ：

$$p(s) = (1/2)(s-1)^2 \quad (2-23)$$

最小化能量函数，根据水平集函数 ϕ 和偏置场 b ，可以获得图像的分割结果。依靠一个迭代过程，我们可以获取能量的最小化：根据上一次的迭代所产生的数据，在每次迭代中，给定其它两个更新的变量，根据变量 ϕ, c 和 b ，最小化 $F(\phi, c, b)$ 。下面是具体的最小化能量的步骤：

1)，关于水平集 ϕ 的能力最小化：基于固定的 c 与 b ，使用标准梯度下降流方法，最小化关于 ϕ 的 $F(\phi, c, b)$ ，可以梯度流动方程：

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial F}{\partial \phi} \quad (2-24)$$

通过变分法演算^[41]，可以计算相应的梯度流方程：

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta(\phi)(e_1 - e_2) + \nu \delta(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} + \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi) \right) \quad (2-25)$$

式 (2-25) 中， ∇ 是梯度算子， $\operatorname{div}(\bullet)$ 是散度算子，函数 d_p 定义如下：

$$d_p(s) \triangleq \frac{p'(s)}{s} \quad (2-26)$$

同样的有限差分法对实现 DRLSE^[42]，也可应用与式 (2-25)。在式 (2-10) 中，随着水平集的演化，向量 c 中的常量 c_1 和 c_2 与偏置场 b 会随着能量 $\varepsilon(\phi, c, b)$ 的变化而更新。

2)，关于 c 的能量最小化：基于固定的 ϕ 和 b ，最小化能力函数 $\varepsilon(\phi, c, b)$ ，可以计算出最优的 c ：

$$\hat{c}_i = \frac{\int (b * K) I \mu_i dy}{\int (b^2 * K) \mu_i dy} \quad i = 1, \dots, N \quad (2-27)$$

其中 $u_i(y) = M_i(\phi(y))$ 。

3)，关于 b 的能力最小化：基于固定的 ϕ 和 c ，最小化能力函数 $\varepsilon(\phi, c, b)$ ，可以计算出最优的 b ：

$$\hat{b} = \frac{(IJ^{(1)}) * K}{J^{(2)} * K} \quad (2-28)$$

式(2-28)中, $J^{(1)} = \sum_{i=1}^N c_i u_i$, $J^{(2)} = \sum_{i=1}^N c_i^2 u_i$, 其中与核函数 K 相关的卷积证实了派生最优估计偏置场 b 缓慢变化的属性。

3 线束端子显微图像分割

3.1 线束端子显微图像用途及其获取方法

线束由绝缘护套、接线端子、导线等材料构成，用于连接各个电器部件，在计算机、飞机、火车、汽车、轮船等的电子装备和设备中，线束被广泛使用。线束的用途就是用来链接电气电子部件，并使各种电器元件发挥应有的功能。在各个电子电器部件中，线束的重要性就相当于人的“神经和血管”，在保证能够稳定传送电信号的同时，还要保证链接电路的可靠性，并向各个电子元件提供规定的电流值。如果线束的质量出现了任何的问题，则电子元件的功能就难以正常发挥。所以，为了充分保证电子元件功能的正常发挥，检测线束的质量成为了一项极其重要的工作。

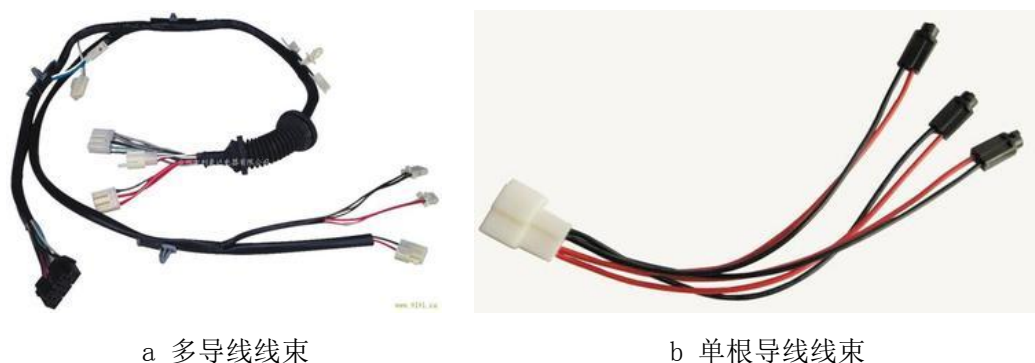


图 3-1 线束
Fig.3-1 Cable harness

线束结构分为内外两层，外层为绝缘层或防水层，内层为负责传输信号的一根或多根线束导线。线束质量可通过线束外径和内径的周长、面积等数据进行分析。手工检测线束的质量是比较传统的方法，这类方法比较浪费时间，且比较耗力，效率比较低。线束质量的检测可以使用图像分割的技术进行，线束质量检测的效率可以明显被提高。

要获取线束端子显微图像，方法如下：首先对线束进行切片处理，然后对切片进行抛光处理，最后再用特殊的试剂对切片进行腐蚀处理。将腐蚀后的线束切片清洗干净，在显微镜下摄取其截面的显微图像^[43]。最后，通过提取其相关的数据判断线束的质量是否合格。



图 3-2 线束端子显微图像摄取装置

Fig.3-2 The device for achieving the the microscopic cable harness image

为获取封闭的线束轮廓以利于线束质量检测所需数据的提取，在分割线束显微图像时，本文使用了基于水平集算法。水平集算法^{[44]-[46]}基于图像中的两个区域，当图像中的像素点在边界的内部区域时，水平集函数 ϕ 大于0；当图像中的像素点在边界的外部区域时，水平集函数 ϕ 小于0；当图像中的像素点在边界上时，水平集函数 ϕ 等于0。在线束端子显微图像中，由于大量存在噪声，图像中局部区域的明暗度不一，线芯轮廓边缘处的像素值分散等原因，经典的 Chan-Vese 模型在分割该图像时，往往遇到很多困难，难以进行分割。为此，本文选取合适的颜色空间，经过使用图像增强^[47]、数学形态学^[48]等技术，成功地消除了线束显微图像中噪声大、明暗度不均等因素的影响。最终，线束端子显微图像中的目标被有效分割出来。根据分割结果，提取图像中的相关数据。在线束端子显微图像中内径、外径、面积等数据被有效提取后，对其进行分析，从而对线束的质量是否合格进行判断。

3.2 分割算法流程

图 3-3 给出了线束端子显微图像分割的流程图。第一步是分割图像的外轮廓。在充分研究了线束端子显微图像的色彩特性的基础上，R 通道及 G 通道的数据得以保留，将 B 通道的数据设置为 0，再将该图像转换至 Lab 空间^[49]，b 通道下的图像被选取作为待分割的图像。用 C-V 模型分割选取的图像，根据分割所得的二值图像，选取其中面积最大的目标。原图像中目标的外轮廓可以根据分割所得的

二值图像的边界获得。获取的外轮廓边界后，根据相关数据可以自动获取外轮廓框图。运用本文中的图像收敛算法，自动收缩外轮廓框图，可以获取内径轮廓区域图像。增强经过收缩处理获取的图像，然后将增强后的图像转换至 Lab 空间，将其 a 通道下的图像作为待分割图像，运用 C-V 模型分割之。在分割所得的二值图中，存在很多面积大小不一的目标，使用面积约束算法删除面积过小的物块。最后，运用数字形态学算法^[50]平滑二值图像中目标的边界，线束端子显微图像中的内径轮廓线就可以进行有效获取了。

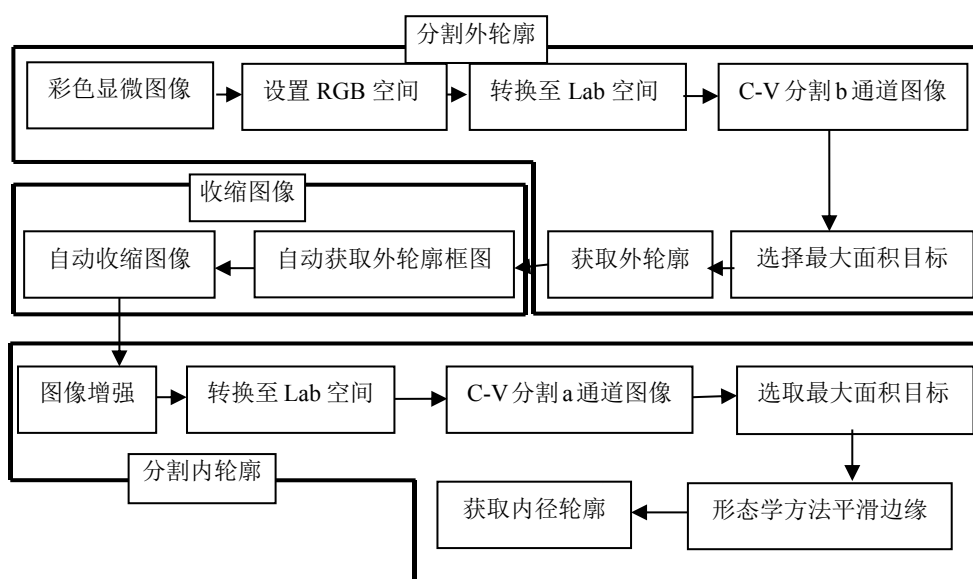


图 3-3 线束端子显微图像分割流程图

Fig.3-3 The flow chart of the microscopic cable harness image segmentation

3.3 外径轮廓分割

3.3.1 图像增强

在图像拍摄的过程中，光线可能不足；在图像处理的处理过程中，图像会被误损；由于这些原因，线束端子彩色显微图像的质量往往较差，这都不利于图像的观察检测和后期处理。为了改善图像的视觉效果，增强图像的整体特性，图像中外部绝缘层区域与内部线芯区域的差异需要增大。经过对原彩色图像中色彩分布的分析，现对原线束端子显微图像进行图像增强处理。用一个经验值 k 乘以原图像，则原图中像素的梯度增大 k 倍。 k 的值一般会设在 1.5-2.0 之间最为合适。经过增强后，如果像素值大于 255，则需要将像素的值直接设定为 255。图像增强公式如下：

$$\begin{bmatrix} r_1 \\ g_1 \\ b_1 \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

式 (3-1 中), r, g, b 为原图像 I 中的三个颜色通道数据, r_1, g_1, b_1 为增强后的图像中的三个颜色空间的数据。

图 3-4 中图 a 为原线束端子彩色显微图像, 该图像整体亮度偏暗, 其视觉效果有待增强, 且线束芯线和外绝缘层之间的差别不明显, 不利于人眼的观察检测。图 3-4 中图 b 为经过图像增强之后的图像, 该图中各部分的差异明显增大, 不仅视觉效果显著提升, 且利于后期的数据处理。

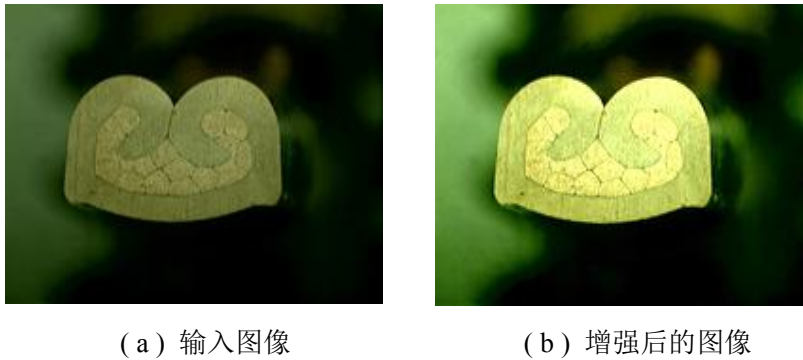


图 3-4 原图和增强后的图像

Fig. 3-4 The original image and the enhanced image

3.3.2 转换 Lab 空间

分析图 3-4. (b) 可知, 该图可分为三个区域。第一个区域为背景区域, 背景区域明暗度不一, 部分区域偏绿色, 部分区域偏黑色; 第二个区域为线束外径轮廓区域, 相对于内径轮廓区域, 外径轮廓区域偏绿色; 第三个区域为线束内径轮廓区域, 相对于外径轮廓区域, 内径轮廓区域偏黄色。

在 RGB 空间, 线束端子彩色显微图像的背景明暗度分布极为不均, 严重影响 C-V 分割的效果, 且在 RGB 空间, 此类图像中的噪声较大, 不利于此类图像的分割处理。为了提高计算速度, 得到更加精确的分割, 将图像进行增强处理, 然后将其转换至 Lab 空间, 分割其 a 通道下的图像。

Lab 颜色空间^[51]中, 像素的亮度用 L 表示, L 的取值范围为[0,100], 0 表示纯黑, 100 表示纯白; 红色到绿色的范围变化使用 a 表示, a 的取值范围是[127,-128], 127 表示红色, -128 表示绿色; 黄色到蓝色变化使用 b 表示, b 的取值范围是[127,-128], 127 表示黄色, -128 表示蓝色。在 Lab 空间图像中, L 说明了图像的

明暗度，a 通道和 b 通道的数据说明了图像中颜色，a 通道和 b 通道中并没有关于亮度的任何信息。而在 RGB 图像中，各通道下的图像既有颜色信息，又有亮度信息，所以，相对于 RGB 图像，Lab 图像中 a 通道和 b 通道下图像的颜色差异更大更明显，更利于边界的提取。

此外，Lab 模型可以显示出 RGB 模型缺少的很多信息。把原图像转换到 Lab 空间下，线束端子显微图像背景的绿色成分较多，而目标中黄色较多，因此，经过转换空间后的图像，a 通道的图像像素梯度最大，且噪声最小，最利于进行分割处理。

RGB 空间的图像，一般情况下不能将其直接转换至 Lab 空间，需要先将图像转换成 XYZ，然后在再转换到 Lab 空间下。

(1) 按如下公式将 RGB 转换 XYZ:

r_l, g_l, b_l 的取值范围都是[0,255]，它们是 RGB 图像的三个通道，变换方程如下：

$$\begin{cases} R_l = gamma(\frac{r_l}{255.0}) \\ G_l = gamma(\frac{g_l}{255.0}) \\ B_l = gamma(\frac{b_l}{255.0}) \end{cases} \quad (3-2)$$

$$gamma(x) = \begin{cases} (\frac{x+0.055}{1.055})^{2.4} & (x > 0.04045) \\ \frac{x}{12.92} & (others) \end{cases} \quad (3-3)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = M * \begin{bmatrix} R_l \\ G_l \\ B_l \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

$$[M] = \begin{bmatrix} 0.436052025 & 0.385081593 & 0.143087414 \\ 0.222491598 & 0.716886060 & 0.060621486 \\ 0.013929122 & 0.097097002 & 0.714185470 \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

(2) XYZ 转换 Lab:

$$\begin{aligned} L &= 116f(Y/Y_n) - 16 \\ a &= 500[f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \\ b &= 200[f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \end{aligned} \quad (3-6)$$

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{if } t > (\frac{6}{29})^3 \\ \frac{1}{3}(\frac{29}{6})^2 t + \frac{4}{29} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-7)$$

Lab 色彩空间中三个通道的数据分别为 L, a, b。X, Y, Z 是 RGB 空间的数据转换 XYZ 后产生的, X_n, Y_n, Z_n 的值一般都设为 1。

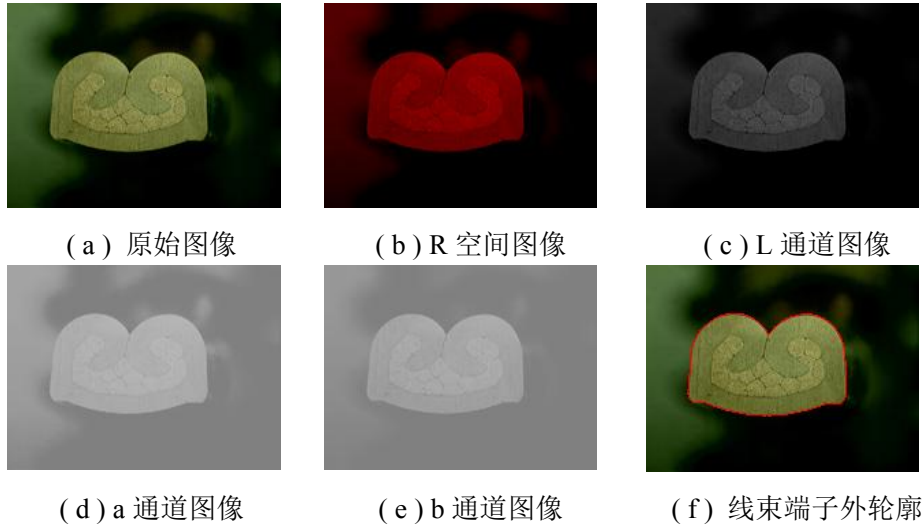


图 3-5 Lab 通道图像
Fig.3-5 The images of the Lab space

水平集方法^[52]是基于区域特性的分割方法, 该方法假定被分割图像可分为两个区域, 因此, 当分割多区域的图像时, 分割效果往往欠佳。图 3-5 中, 图 a 为原图, 图 b 为原图 G 通道、B 通道置零的图像, 可以得出, 在 R 通道下, 目标区域与内径图像有着较大的差异, 目标区域特征十分明显。图 c、图 d、图 e 分别为图 b 在 Lab 空间中 L 通道、a 通道、b 通道的图像。由图像可以观察得出, b 通道中, 目标区域与背景区域的差异最大, 且线束外径轮廓区域与内径轮廓区域的差异最小, 选择 b 通道图像进行图像分割, 既可以分割出外径轮廓, 又能防止内径轮廓被过度分割。

3.3.3 分割外径轮廓

Lab 空间中, 当获取 b 通道的图像 I_2 后, 可以运用 C-V 模型对分割该图像。因为图像摄取时光照不均匀, 背景材料中有较多的杂质, 所以, 分割出的二值图像中有许多的小目标块。保留面积最大的目标, 删除其他所有不需要的目标, 然后可以获得外形轮廓分割的结果。根据分割结果在原图上的叠加显示如图 3-6. (b) 所示。

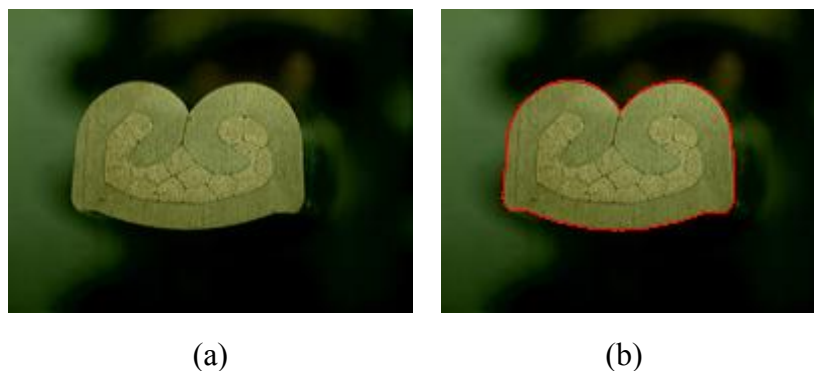


图 3-6 外径轮廓
Fig.3-6 The outside contour

3.4 自动获取内径区域

分割出外径轮廓后，获取外径轮廓的数据，可以得出的数据为：外径轮廓的顶端横坐标 $h1$ ，底端横坐标 $h2$ ，左端列坐标 $c1$ ，右端列坐标 $c2$ 。根据 $h1$ 、 $h2$ 、 $c1$ 、 $c2$ ，外径轮廓框图 $I3$ 可以在原图像中自动提取。

$$I3 = I(h1:h2, c1:c2) \quad (3-8)$$

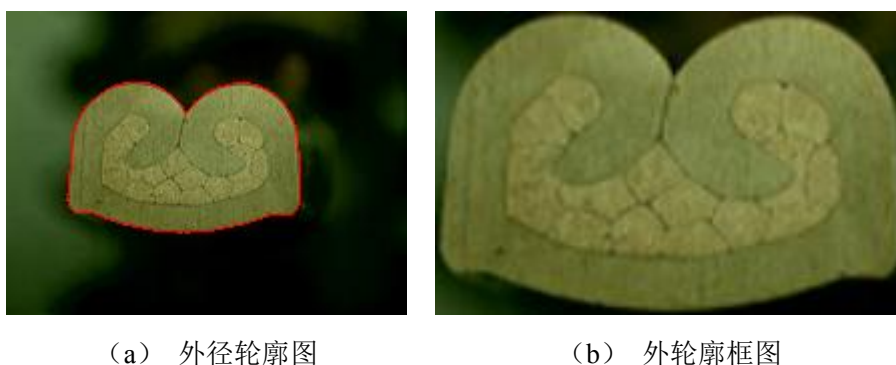


图 3-7 获取外轮廓框图
Fig.3-7 Getting the outside contour image

图 3-7 中，图 b 为根据图 a 的外径轮廓的位置而自动获取的线束的目标图像，可根据该图像进而分割出内径轮廓图像。

3.5 自动收缩图像

获取外径轮廓后，计算其相关的数据，可以获取的数据为：外径轮廓处的总像素值 sum ，像素个数 sum_num 。然后可知外径轮廓处的像素均值为 $v0$ 。

$$sum = \sum_{\Omega} i$$

$$v0 = \frac{sum}{sum_num} \quad (3-9)$$

式(3-9)中, Ω 为已分割出外径轮廓图像的灰度图像, i 为外径轮廓处的灰度值, sun_num 为像素值 i 的个数。 $v0$ 可作为原图对应的灰度图像中绝缘层区域的平均灰度值。

获取 $I3$ 后, 进行图像迭代收缩, 以获得内径轮廓分割区域, 迭代算法如下:

(1), 设置标记符 $flog=0$;

(2), 计算图像四周边的平均灰度值分别为 $v1$ 、 $v2$ 、 $v3$ 、 $v4$ 。 $v1$ 、 $v2$ 、 $v3$ 、 $v4$ 中有 n 个值大于 $v0$, 则进行 n 次 $flog=flog+1$ 操作;

(3), 判断 $flog$ 。若 $flog<2$, 则图像从四个方向向内收缩一个单位, 然后转至(1)。否则停止图像迭代收缩;

算法中, 每次迭代计算后 $flog$ 值清零, 以此保证当得到的区域图像四个边的平均像素值有两个或两个以上大于等于绝缘层图像平均像素值 $v0$ 时, 即 $flog\geq 2$, 则停止迭代收缩, 获取的图像即为内径轮廓待分割图像 $I4$ 。

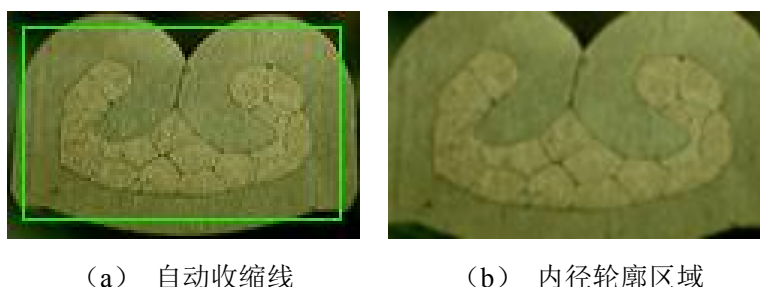


图 3-8 获取内径轮廓框图

Fig.3-8 Getting the inside contour image

图 3-8 为根据外径轮廓线进行自动收缩后的图像, 其中图 a 中绿色荧光线为自动收缩线最终的位置。图 b 为自动获取的待分割的内径轮廓区域图, 使用水平集分割该图, 可获取内径轮廓线。

3.6 内径轮廓分割

3.6.1 图像增强与空间选择

由于图像摄取时光线不足, 线束端子显微图像中内径区域与外径区域差异比较小。为了增大绝缘层区域与线芯区域的颜色差异, 使用公式 (3-10) 对图像进行增强处理:

$$\begin{bmatrix} r_1 \\ g_1 \\ b_1 \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (3-10)$$

式 (3-10) 中, r , g , b 为图像 I_4 中三个通道的数据, r_1 , g_1 , b_1 为增强后图像 I_5 中三个通道的数据。经验值 k 一般取值在 1.5-2.0 之中。当增强后的图像中有像素值大于 255 时, 直接将该像素的值设为 255。

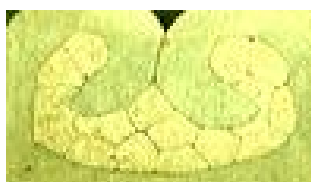


图 3-9 增强后的图像
Fig.3-9 The enhanced image

图 3-9 为增强后的图像。在增强后的图像中, 可以看出, 图像中绝缘层区域偏绿, 而线芯区域则偏黄色。在 RGB 空间中, 绝缘层区域与线芯区域的差异较小, 因此, 本文将该图像转换至 Lab 空间。

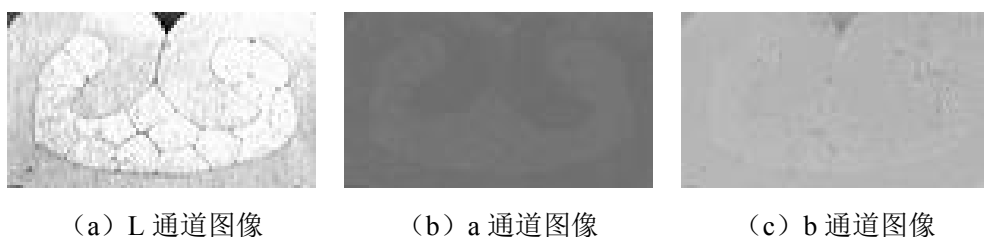


图 3-10 Lab 通道下的图像
Fig.3-10 The images of the Lab space

图 3-10 为 Lab 各个通道下的图像。Lab 空间图像中, L 通道下的图像包含较多的细节, 易造成过分分割; b 通道下的图像对比度低, 梯度不明显, 区域差异性太小, 不利于水平集分割; 在 a 通道下, 图像背景区域与目标区域的亮度差异比较明显, 且噪声较少, 因此, 选取 a 通道下的图像进行分割。

3.6.2 处理 C-V 分割后的二值图像

图 3-11. (a) 给出 C-V 分割处理后的二值图像。由于区域颜色不完全一致, 图像中噪声, 材料中的杂质等原因, 二值图像中出现多个物体。根据线束端子先验知识和面积约束, 保留面积最大目标即得到线束内径的轮廓, 目标区域就是图中单独面积最大的白色区域。剔除其他小面积目标, 得到结果如图 3-11. (b) 所示。



图 3-11 处理 C-V 分割后的图像

Fig. 3-11 Process the segmented image by C-V

3.6.3 数学形态学方法处理

目标图像用 A 表示, 结构元素用 S 表示, 则 $A+S$ 表示用 S 对 A 进行膨胀处理, $A-S$ 表示用 S 对 A 进行腐蚀处理。 $A \circ S$ 、 $A \bullet S$ 分别表示用 S 对 A 进行开运算和闭运算, 其关系式如下所示:

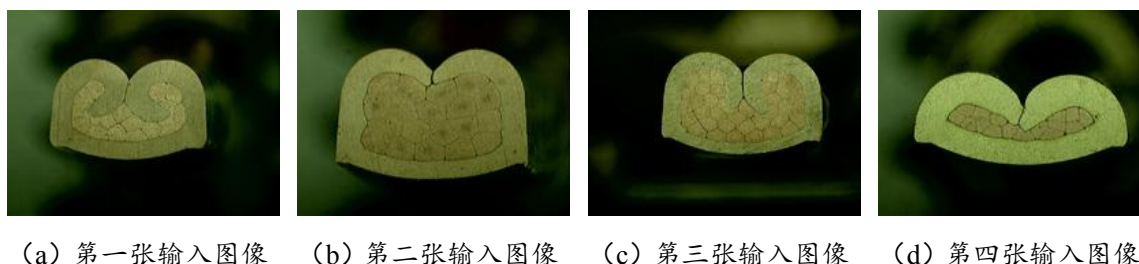
$$\begin{aligned} A \circ S &= (A - S) + S \\ A \bullet S &= (A + S) - S \end{aligned} \quad (3-11)$$

开运算时结构元素为 $S=[0\ 0\ 0;1\ 1\ 1;0\ 0\ 0]$, 闭运算是结构元素为 $S=[0\ 1\ 0;1\ 1\ 1;0\ 1\ 0]$ 。

图 3-11. (b) 中出现多处毛刺与空洞, 这与线束内径轮廓情况不符, 而且会影响内径面积、周长等数据的统计。因此, 可以使用数学形态学中的开运算闭运算处理该二值图像^[53], 可填充孔洞, 去除边缘毛刺。图 3-11. (c) -3-11. (d) 给出形态学方法处理前后的线束内径轮廓在彩图上的叠加显示。

3.7 实验结果对比

实验平台为 Intel Core i5 CPU 处理器、4GB 内存的计算机, 实验由 MATLAB2009a 完成。在图像处理过程中, 水平集演化过程迭代的次数设为 500。实验过程中处理了近百张线束端子显微图像。



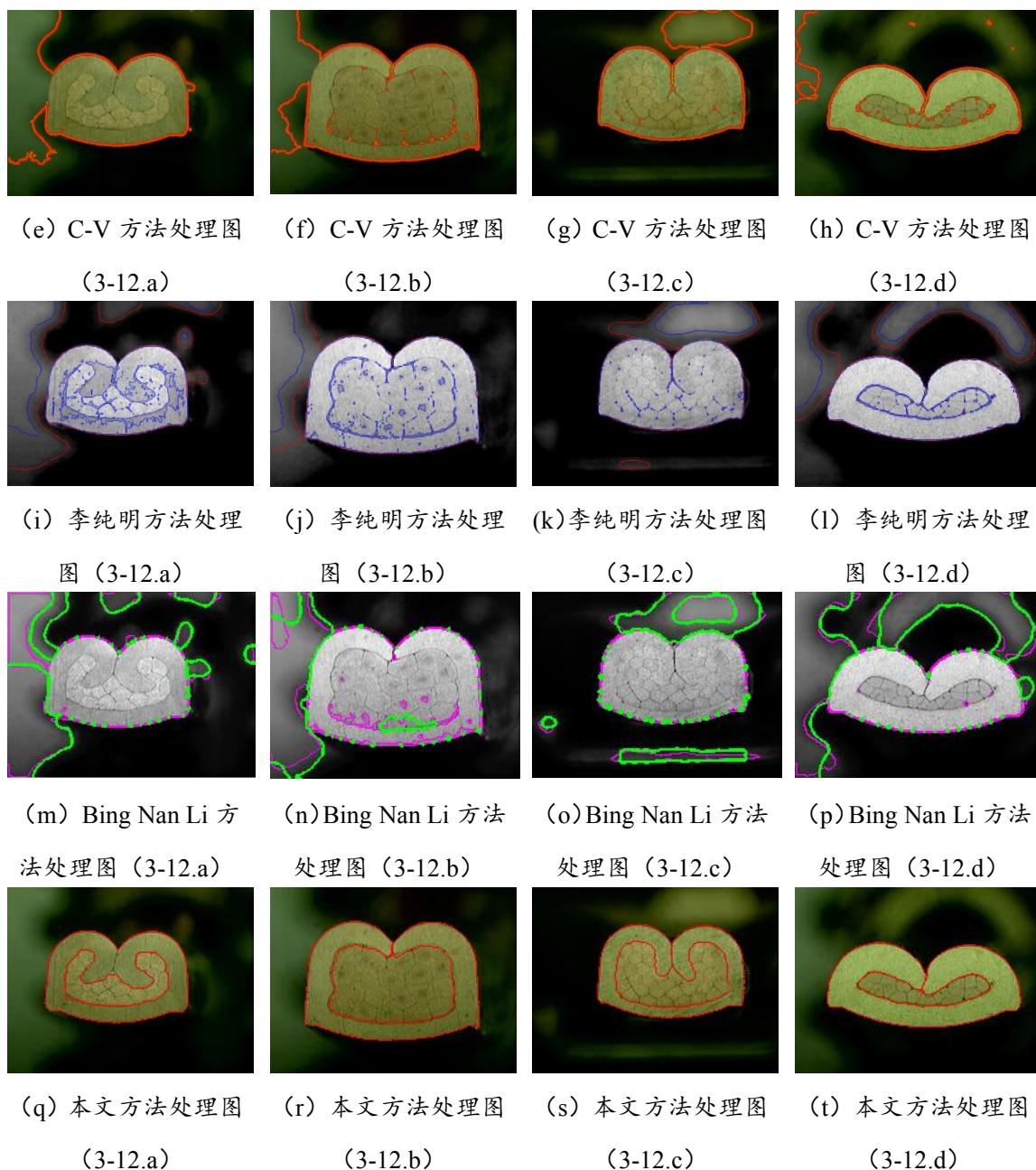


图 3-12 实验结果对比
Fig.3-12 Experimental results contrast

图 3-12 中，图(a)-(d)为四幅待分割的线束端子显微图像，图(e)-(h)给出经典 C-V 方法分割结果，在图(e)和图(f)中，可以观察到分割结果不完整，左侧线束轮廓缺失，并且，由于背景区域明暗度不均，背景也得到了一定的分割。在图(g)和(h)中，外轮廓基本上被分割了出来，但是，背景区域也得到了多余的分割。在四幅图像中，内径轮廓都没有被分割出来，只得到了零碎的分割小目标。

图(i)-(l)为李纯明的多水平集算法^[40]分割所得到的结果。图(i)-(k)的外轮廓分割都出现了缺口，图(i)的外轮廓得到了有效的分割。图(j)、图(l)的内轮廓得到了较好

的分割，但在整个内部区域出现了过分分割，分割得到了许多零碎的小区域。在四幅图像中，所有的背景图像都被过分分割，所有的内径轮廓区域都被分割出许多零碎的小目标，使得所有的图像都没有得到理想的分割效果。

图(m)-(p)为 Bing Nan Li 的多水平集方法^[54]分割所得到的结果。由其分割结果可以看出，该方法对背景区域的亮度极为敏感，所有图像的背景区域都得到了大量的过度分割。而在目标区域，线束端子显微图像的外轮廓并没有得到有效的分割，内轮廓基本上没有得到相应的分割。

图(q)-(t)给出的事本文算法分割的结果。线束的外径轮廓和内径轮廓同时被完整地分割出来，背景区域没有出现不必要的分割，线束内部区域也没有出现零碎的分割小块。线束内外轮廓完整、边界清晰，有效避免了过分割现象，同时轮廓的封闭性也有助于提取面积、周长等相关数据。

表 3-1 实验偏差
Tab.3-1 The deviation of our experiment

		图 3-12.(a)	图 3-12.(b)	图 3-12.(c)	图 3-12.(d)
外径轮廓长度	本文算法数据	318	421	342	395
	人工测绘数据	320	419	359	400
	偏差	-0.625%	+0.477%	-4.735%	-1.25%
内径轮廓长度	本文算法数据	317	307	303	227
	人工测绘数据	287	288	289	229
	偏差	+10.453%	+6.597%	+4.844%	-0.873%

表 3-1 为本文方法分割出的轮廓周长与手工测绘所得轮廓周长的数据对比。表中的轮廓长度以像素个数作为参考。由表 3-1 可见，外径轮廓的误差比较小，得到了十分满意的结果；内径轮廓的偏差中，图 3-12.(a)的偏差略大，其他图像的偏差都比较满意。式(3-12)计算本文算法的偏差比：

$$D = \frac{OD - MD}{MD} * 100\% \quad (3-12)$$

式(3-12)中，OD 为本文方法分割所得的轮廓周长，MD 为人工测绘出的轮廓周长，D 为本文算法的偏差比。

4 cDNA 微阵列图像分割

4.1 cDNA 微阵列图像及其应用

在生物研究领域，cDNA 微阵列^[55]技术已经成为一项具有广泛用途的研究工具，该技术在癌症与药理、传染病的诊断与治疗中都起到了辅助研究的作用。微阵列技术可以同时检查数千个基因的表达^[56]。为了完成一次微阵列实验，首先，将两个 mRNA 样本反转录为 cDNA，用聚合酶链促进反应，然后进行标记，标记通常用两种不同的荧光染料如红色 Cy5 和绿色 Cy3。而后，在一个含有已知单链 DNA 的微阵列芯片上杂交已标记的样本。最后，根据每种染料的波长扫描 DNA 序列，为最初的每个 mRNA 样本生成一幅高动态数字图像^[57]，该图像即为 cDNA 微阵列图像^[58]。每幅数字图像都描述了微阵列中的靶点，靶点与 DNA 序列意义对应，图像中的靶点分布在一个 2D 网格中，这些网格组成了规则地排列在矩阵中的块。微阵列技术的目标是：先提取微阵列中杂交点的荧光强度信号，然后对各种强度的信号进行分析。严格配对的分子，其荧光强度高，不完全杂交的双链分子，其荧光强度弱，没有杂交的则没有荧光信号。每个靶点的强度值水平表明了已知 DNA 的 cDNA 样本杂交的水平，也表明了相对应基因的表达水平。

用于分析微阵列图像的方法包括三个主要步骤，首先，为每个矩阵块建立网格，使四边形中的每个靶点相互独立，然后，处理处于每个四边形中的像素点，判断该点是属于靶点还是背景，最后，量化各靶点的强度水平，进而评估相应基因的表达水平。

在提取网格中各种不同亮度的靶点的过程中，图像分割处于极其重要的地位。仅当网格中每个靶点被精确分割时，才能根据分割的结果提取精确的数据，从而对基因的表达做出准确的判断。否则，将会导致基因表达水平的误判，给整个检验结果带来不利的影响。

4.2 图像数据获取

本文使用的微阵列图像可以在网站^[59]上获得，网站提供红色通道和绿色通道中的图像数据。根据红色通道和绿色通道中的图像数据，可以很方便地合成 16 位深度的彩色图像。由于原图过大，本文实验截取原图中的部分图像作为实验图像数据，截取的图像为一个矩阵模块，截取的矩阵模块为 322*301 像素，如图 4-1 所示：

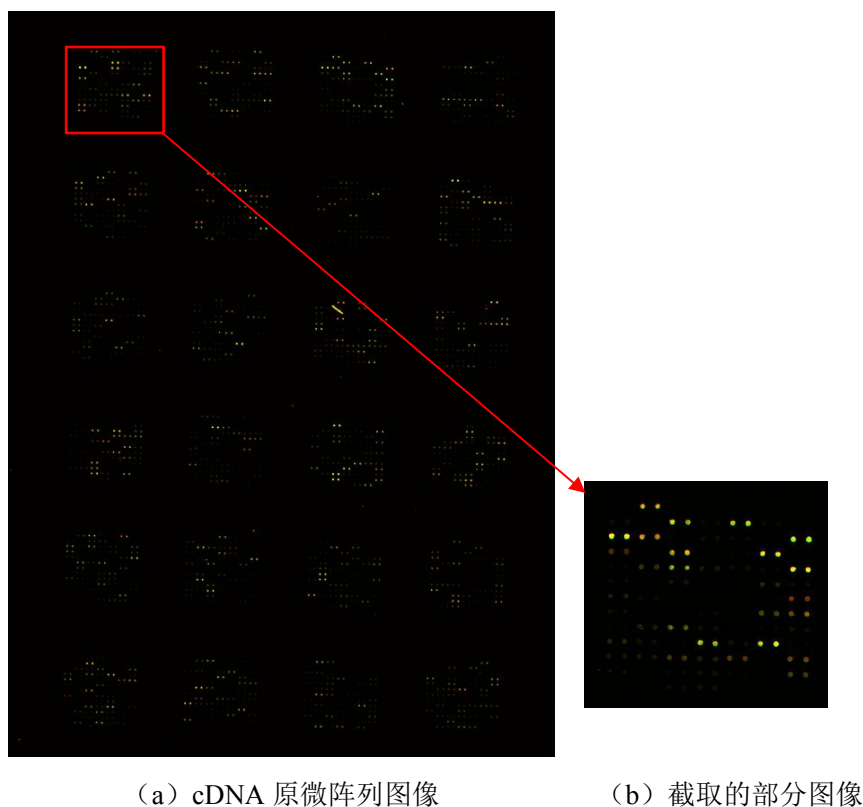


图 4-1 实验图像

Fig.4-1 The image of the experiment

图 4-1 中，图 a 为使用 R 通道和 G 通道数据合成的彩色图像，图 b 为从图 a 中截取的部分图像，为本文实验所用图像数据。本文其它图像数据也是使用该方法获取的。

4.3 基于 C-V 模型的 cDNA 微阵列图像分割

4.3.1 算法流程

使用 C-V 模型^[60]对 cDNA 微阵列图像进行分割^[61]，其分割效果较为理想。在微阵列图像的分割过程中，将图像进行预处理是常规的做法。本文需将图像进行图像去噪^[62]、图像增强^[63]、网格划分^[64]等预处理。将微阵列图像进行划分，可以将微阵列图像中两个亮度差异较大的点进行分开处理，如此可以降低两个亮度差异较大的靶点之间对彼此的相互影响，可大大提高分割的准确度。在对图像进行规则网格划分后，可以使用 C-V 模型对每幅子图像进行分割^[65]，然后合并分割后的每幅子图像，可以得到原图像初步的分割结果。对图像中面积多大的目标，即非真实靶点进行剔除，可以获取最终的分割结果。根据分割的图像，可以对原图像中的数据进行提取、分析，对基因表达水平进行较为精确的判断。实验流程如图 4-2 所示：

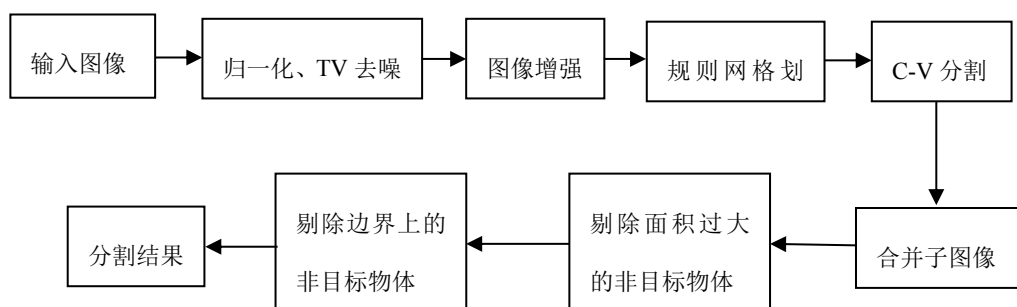


图 4-2 基于 C-V 模型分割微阵列图像的实验流程图

Fig.4-2 Experimental flow chart of the segmentation based C-V model for microarray image

4.3.2 规则网格划分

cDNA 微阵列图像中的靶点亮度不一，有着较大的差异，如果采用全局数据进行分割，则低亮度点难以分割。为获得更好的分割结果，本文根据 cDNA 微阵列图像特性，针对微阵列图像中每个靶点选取合适的划分区域，然后对每个区域进行分割。本文使用规则网格技术对 cDNA 微阵列图像进行划分，对靶点选取相应的网格区域^[66]，所得到的网格区域中，最多存在一个靶点，且选取的区域形状规则。

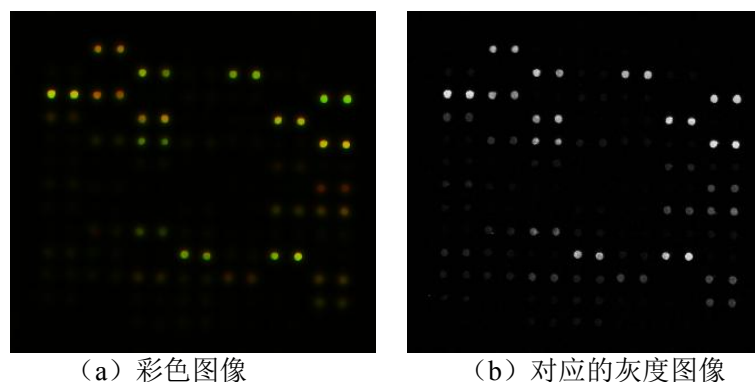


图 4-3 cDNA 微阵列图像

Fig.4-3 cDNA microarray image

cDNA 微阵列图像规则网格生成算法如下：

- (1) 将 cDNA 微阵列图像（如图 4-3.(a)所示）转化为灰度图像（如图 4-3.(b)所示）。计算图像 I 每一列均值，获得序列 C ， C 相应的水平剖面图如图 4-4.(a)所示。
- (2) 计算序列 C 的协方差，得序列 ac 。根据 ac ，计算向左和向右的导数序列 $s1$ 和 $s2$ ，若 C 的长度为 n ，则 ac 、 $s1$ 、 $s2$ 的长度为 $2n-1$ ，然后选择 $s1>0$ 且 $s2<0$ 的点生成向量 $maxima$ ， $maxima$ 在 ac 中的显示如图 4-4.(b)所示。

- (3) 对 $maxima$ 求导，再取其中间值，并取整，得到向量 eP 。根据 eP 创建线形结构元素，再根据 C 和 eP 经过顶帽过滤得到增强的水平轮廓 $xP2$ ，进而获得区域的中心，如图 4-4.(c)所示。
- (4) 使用全局阈值 Otsu 方法选出 $xP2$ 的阈值 Le ^[67]，使用 Le 对 $xP2$ 进行二值化，得到 bw ，根据 bw 标记出顶点区域。然后，提取顶点区域坐标的中心，如图 4-4.(d)。

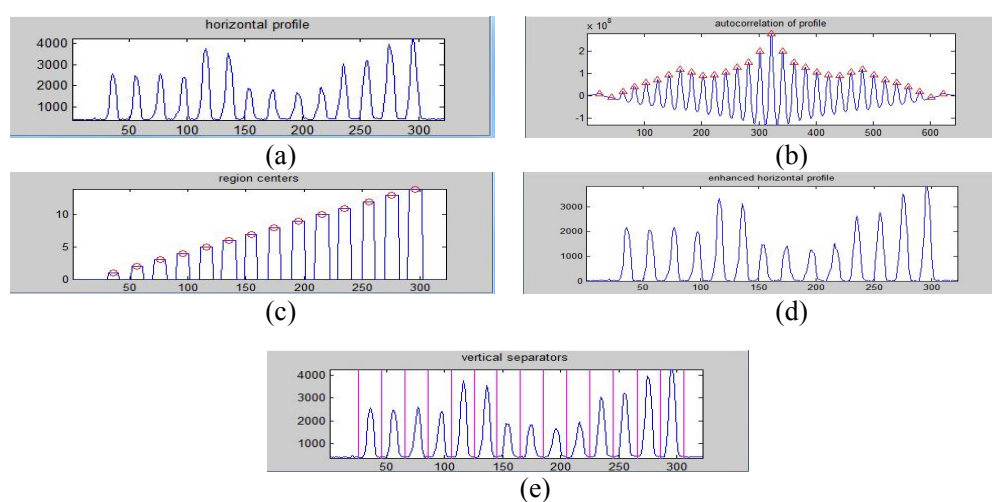


图 4-4 网格划分数据。(a)水平剖面；(b)顶点坐标；

(c)区域中心；(d)顶点区域中心；(e)网格 x 轴坐标

Fig.4-4 The data of gridding partition. (a) Horizontal profile;

(b) Vertex coordinates; (c) Region centers; (d) The center vertex region; (e) The x-coordinates of the gridding

- (5) 根据得到的顶点区域中心点，进而确定相邻波峰之间的中点，即为网格点的横坐标，可以获得网格横坐标集合为 $xGrid$ ，如图 4-4.(e)所示。

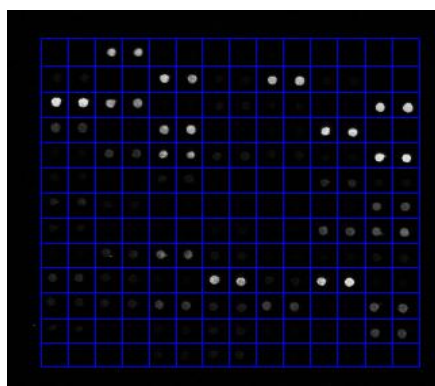


图 4-5 规则网格划分

Fig.4-5 The regular gridding

根据 cDNA 微阵列图像特性，首先，使用规则网格算法^[68]获取规则网格横坐

标集合 $xGrid$ 。而后，对图像进行转置，再对图像进行（1）-（5）步骤处理，即可获得规则网格列坐标集合 $yGrid$ 。根据集合 $xGrid$ 和 $yGrid$ ，可在原图的灰度图像图 4-3.(b)中进行规则网格绘制，结果如图 4-5 所示。

4.3.3 基于 C-V 模型的 cDNA 微阵列图像分割

cDNA 微阵列图像由许多的块组成，每个块由阵列点构成，这些靶点规律地分布在微阵列图像之中。在图像中，不同位置的靶点，其颜色与灰度值有着较大的差异。当用 C-V 模型进行全局分割时，容易漏掉灰度值接近于背景的点，从而增大相关数据统计误差。

为提高分割成功率，使实验获得的数据足够精确，本文使用规则网格算法对图像进行划分，使图像中的每个靶点都被划分在一个规则的矩形图像之中，且每个矩形图像中最多有一个靶点。将不同灰度值的靶点相互分离，可大大降低不同强度靶点之间的相互影响，从而提高分割成功率。

在每个经过规则网格算法处理后的子图像中，只有两种图像，一种为没有靶点的图像；另一种为仅有一个靶点的图像。对于第一种图像的分割，有着不可预料的分割结果，因为没有目标，在进行分割时，C-V 模型可能分割不出任何物体，只有背景图像，这种情况比较理想；但另一种情形是：图像中有较多的噪声，噪声的强度足够大，C-V 在分割过程中^[69]，将噪声误认为是目标从而进行分割，此时分割出来的目标的形状是不规则的，且面积大小没有固定范围。对于第二种图像，C-V 模型可以进行较好地分割，分割出来的目标一般为圆形，且其面积大小有一定的范围。

进行规则网格算法划分后，对子图像 u_0 进行分割处理，算法如下：

- （1）对子图像 u_0 进行归一化处理，使像素值均在 $[0 \ 255]$ 中。
- （2）对归一化后的子图像 u_1 进行 TV 去噪^[70]。TV 既可以去掉图像中的噪声，又能够保留目标的边界，对灰度图像和彩色图像均有较好的实用性。对 u_1 进行去噪后得图像 u_2 。
- （3）为增大目标区域与背景区域的差异，对图像 u_2 进行图像增强处理。计算图像 u_2 的灰度均值 V ，如果 $V < low_intensity_01$ ，则 $u_2 = 5 * u_2$ ；如果 $V < low_intensity_02$ ，则 $u_2 = 1.5 * u_2$ ， $low_intensity_01$ 与 $low_intensity_02$ 为灰度阈值；
- （4）用 C-V 模型对图像 u_2 进行分割，设定水平集函数演化迭代次数为 ite_num 。

- (5) 检测水平集矩阵中的值，若为非数值，则设定为 0（水平集演化过程中可能出现分母为 0 的情况，此时，得到的结果为非数值值）。
- (6) 由水平集矩阵得到二值图像 λ 。正常情况下，在二值图像 λ 中，目标灰度值高于背景灰度值，目标为 1，背景为 0。非正常情况下，目标灰度值低于背景灰度值，目标为 0，背景为 1，该情况由 cDNA 阵列材质的反光等情况引起。在非正常情况下，对水平集矩阵进行取反，判断条件为：水平集矩阵的最后一行第一列的点或最后一行最后一列的点是否为 1，其值为 1，则 $\lambda = 1 - \lambda$ 。
- (7) 合并所有子图像的二值图像，获取原图像分割的二值图像 λ_1 。
- (8) 使用面积约束，剔除 λ_1 中面积大于 *large_area* 或小于 *small_area* 的目标，*large_area* 与 *small_area* 为整数面积约束阈值（对于不同的图像，可以使用直方图方法估算出正常目标的面积范围，然后选定阈值），得到二值图像 λ_2 。
- (9) 由于正确分割的目标都将处于子图像的中心位置，不会处于图像的边界处，因此，利用网格划分中的坐标 *xGrid* 和 *yGrid*，计算图像 λ_2 中处于边界处目标的像素点个数，如果其像素点个数大于 *edge_num*，剔除之，得到最终的分割结果 λ_3 。

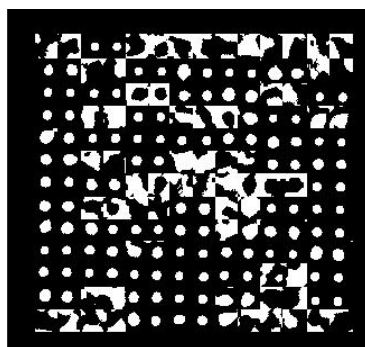


图 4-6 C-V 分割
Fig.4-6 The segmentation of C-V

图 4-6 为上述分割算法中步骤（7）获得的分割结果。用 C-V 对经过规则网格划分后的子图像进行分割后，可以获得二值图像—图 4-6，由图可见，图中存在较多面积大小不一的目标，有些目标的面积过小，有些目标的面积过大，且此类目标形状大多毫无规则，可以判断，此类目标均非微阵列的靶点，该类目标是由图像中的噪声、喷渍等引起，若要自动准确地提取图像中靶点的数据，必须消除此类干扰目标的影响。经过剔除非目标物体处理后，可以得到最终的分割结果，如图 4-7. (d) 所示。

4.3.4 实验结果对比

本文实验图像数据可在网站[59]上获取。实验平台为：Intel Core i5 CPU 处理器、4GB 内存的计算机，实验由 MATLAB2009a 完成。

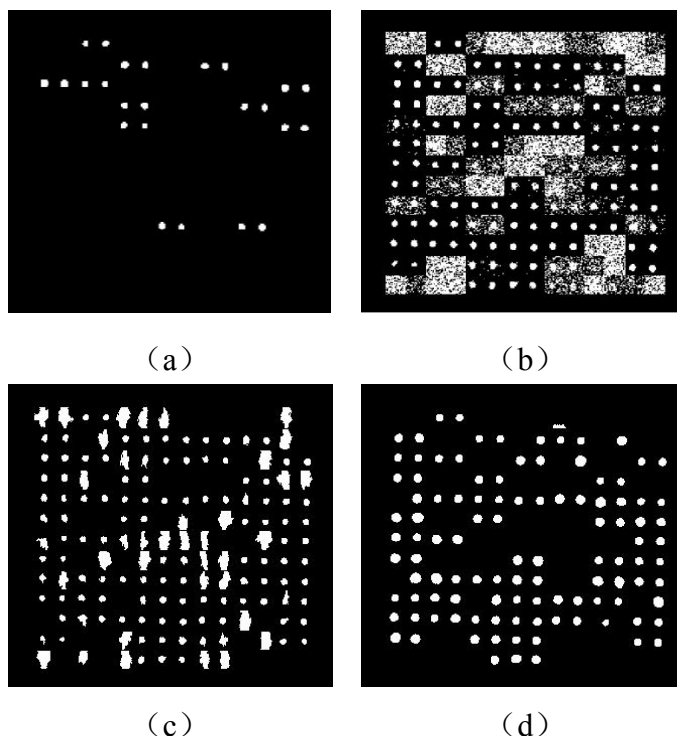


图 4-7 实验结果对比。(a) 文献[65]分割结果；(b) 文献[71]分割结果；(c) 文献[61]分割果；(d) 本文方法分割结果；算法参数：low_intensity_01=5, low_intensity_02=30, ite_num=500, large_area=100, small_area=20, edge_num=10。

Fig.4-7 Comparison of experimental results. (a) The segmentation of paper [65]; (b) The segmentation of paper [71]; (c) The segmentation of paper [61]; (d) The segmentation of our method; Algorithm parameters: low_intensity_01=5, low_intensity_02=30, ite_num=500, large_area=100, small_area=20, edge_num=10.

本文实验参数适用于本批次图像，实验参数的选取应根据具体的图像作适当调整，因此，参数的选取依赖于一定的先验知识。

图 4-7 为本文算法的部分实验结果对比。图 4-7.(a)为文献[65]算法对图 4-3.(a)进行分割的结果，由图 4-7.(a)可以看出，该方法可以分割出十分清晰的目标，没有出现误分割、过分割等现象，但由于该方法分割时使用的为全局数据，导致大量强度接近于背景的目标未被成功分割，使整个实验漏掉大量数据，因此，文献[65]的分割结果难以满足 cDNA 检测所需数据的统计。

图 4-7.(b)为文献[71]算法对图 4-3.(a)进行分割的结果。由图 4-7.(b)可以看出，该方法可以消除图中点的相互影响，分割出灰度值较低的靶点，但该方法容

易分割出了较多零碎目标,尤其对于没有目标点且噪声大的图像,文献[71]易将噪声误认为目标从而进行分割,进而分割出如图 4-7.(b)中的大面积零碎点。文献[71]的分割结果不便于数据的自动化统计。

图 4-7.(c)为文献[61]算法对图 4-3. (a) 进行分割的结果。由图 4-7.(c)可知,使用该方法,对于原图中大多数的点都可以获得较好的分割,但是,该方法造成了较多的误分割,正确分割出的目标形状规则,而误分割出的目标形状极为不规则,与事实不符。误分割的原因为文献[61]在选取种子点时不能确定所选取的点为靶点中的像素点,当其所选取的点为非靶点中的像素点时,便容易产如图 4-7.(c)中的错误分割。文献[61]的分割结果易产生较多的错误数据,从而导致错误的实验分析结果。

图 4-7.(d)为本文方法对图 4-3. (a) 进行分割处理的结果。由图 4-7.(d)可见,本文方法可以分割出 cDNA 微阵列图像中灰度值较小的靶点,有效地消除了高亮度靶点对低亮度靶点的影响。本文成功分割出的靶点较多,有利于数据的统计,为后期的数据提取提供了有利保证,并且,本文方法消除了零碎的非目标点,便于数据的自动化提取与处理。

表 4-1 分割数据统计对比

Tab.4-1 The Statistics and the comparison of the segmentation data

靶点总数: 131	文献[65]	文献[71]	文献[61]	本文方法
误分割数	0	Many	42	1
误分割率	0%	%%	32.06%	0.76%
正确分割数	24	106	106	107
成功率	18.32%	80.92%	80.92%	81.68%

表 4-1 为上述实验数据的统计与对比。表中百分比数据都是将靶点的个数与靶点总数相除取得的。靶点总数为图 1 中人工计算靶点的个数。对图 4-7.(a)、图 4-7.(b)图 4-7.(c)和图 4-7.(d)中的数据进行人工统计,可以获得误分割数与正确分割数。计数时,图 4-7.(b)中零碎点过多,无法统计,误分割数用 Many 表示,误分割率用%%表示;图 4-7.(c)中,形状过于不规则、与实际不符的靶点,均记为误分割靶点,其它靶点记为正确分割靶点。

如表 4-1 所示,文献[65]的误分割率最低,但该方法分割成功率也最低,本文方法的误分割率仅为 0.76%。文献[71]、文献[61]与本文算法都有着较高的正确分割率,但文献[71]与文献[61]均有着较高的误分割率。与其它算法相比较,本文算

法的正确分割率最高，达到 81.68%。结合误分割率与正确分割率，可以得出，本文方法相对于其他三种算法有着明显优势。

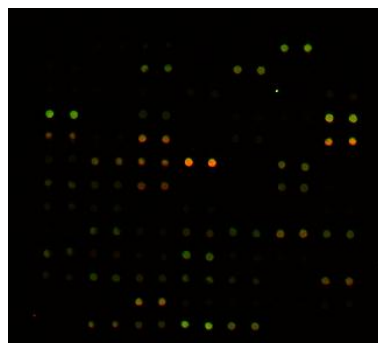


图 4-8 cDNA 微阵列图像
Fig.4-8 The cDNA microarray image

图 4-8 为另一幅 cDNA 微阵列图像，用于本文实验算法的测试。

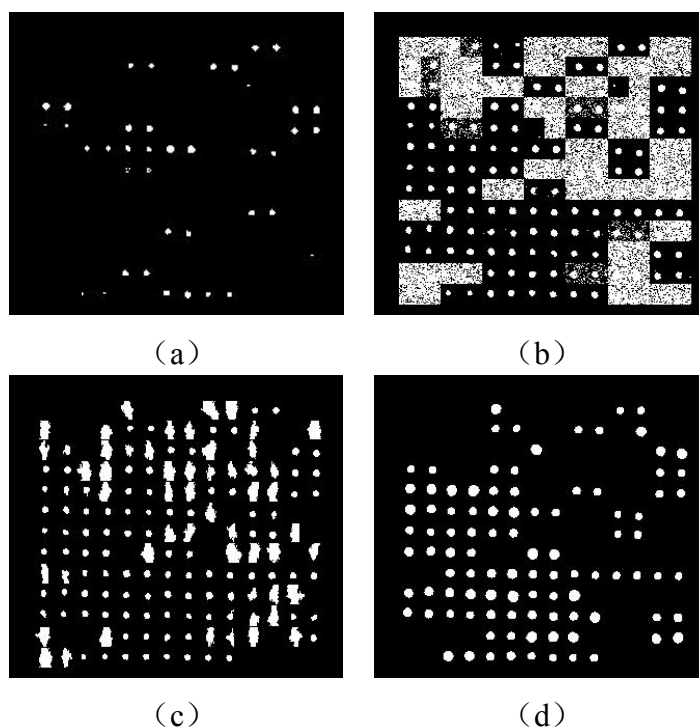


图 4-9 实验结果对比。(a) 文献[65]分割结果；(b) 文献[71]分割结果；(c) 文献[61]分割果；(d) 本文方法分割结果；算法参数：low_intensity_01=5, low_intensity_02=30, ite_num=500, large_area=100, small_area=20, edge_num=10。

Fig.4-9 Comparison of experimental results. (a) The segmentation of paper [65]; (b) The segmentation of paper [71]; (c) The segmentation of paper [61]; (d) The segmentation of our method; Algorithm parameters: low_intensity_01=5, low_intensity_02=30, ite_num=500, large_area=100, small_area=20, edge_num=10.

图 4-9 为上述方法对图 4-8 的分割结果。由图 4-9 可以看出，文献[65]算法分

割出的点最少，但没有出现错误分割。文献[71] 算法分割出较多的零碎目标，文献[61]算法出现较多的错误分割。本文方法分割的目标清晰，且错误分割点较少。

表 4-2 分割数据统计对比
Tab.4-2 The Statistics and the comparison of the segmentation data

靶点总数: 118	文献[65]	文献[71]	文献[61]	本文方法
误分割数	3	many	53	0
误分割率	2.54%	%%	44.92%	0%
正确分割数	39	96	96	99
成功率	33.05%	81.36%	81.36%	83.60%

表 4-2 为图 4-9 中分割结果的数据统计，由表 4-2 数据可知，文献[65]方法的正确分割率最低，文献[71]、文献[65]和本文都有着较高的正确分割率，本文算法略高，但文献[71]、文献[65]的错误分割率依然较高，不利于数据的自动统计与分析。由表 4-1 与表 4-2 可知，本文算法分割的成功率较为稳定，可保持在 80%以上。

4.4 基于李纯明水平集的 cDNA 微阵列图像分割

4.4.1 不规则网格划分

对 cDNA 微阵列显微图像进行分割的算法中^{[72]-[76]}，许多的算法使用的是规则网格^[71]，规则网格算法一般计算较为复杂，计算速度慢，一旦规则网格计算不够精确，划分的网格不够规则，很多算法将分割失败。本文使用非规则网格算法对 cDNA 图像进行划分，与规则网格算法相比^[78]，本文算法思路简单且运算速度快，本文所用水平集算法不需要规则的网格划分，只需要简单的网格划分算法即可满足算法要求，具有较强的鲁棒性，算法如下：

算法如下：

- (1) 对 cDNA 微阵列图像 R 空间和 G 空间中的列求和，得列集合 sum_col_01
- (2) sum_col_01 除以列数 n ，得其平均值 sum_col 。
- (3) 对 sum_col 进行归一化，使其值在[0,255]内。
- (4) 对 sum_col 用 TV 进行去噪，结果赋值为 tv_sig 。 tv_sig 如图 4-10 所示。

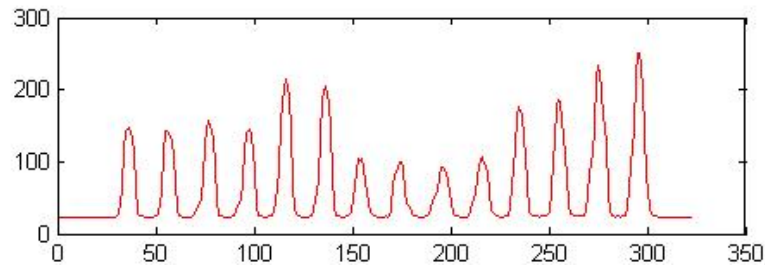


图 4-10 纵轴的信号。阈值为 40，TV 迭代次数为 20

Fig.4-10 The signal of the longitudinal axis. The threshold is 40, TV iteration number is 20

(5) tv_sig 中大于阈值 $thresholdbar$ 的，设为前，并标记，结果为 $index_tv$

(6) 用向后差分计算 $index_tv$ ，结果为 $index_difference$

(7) $index_difference$ 中大于 0.5 的记为 $index_start$ ，表示起点， $index_start$ 记录 $index_difference$ 中大于 0.5 的中数的坐标；小于 -0.5 的记为 $index_end$ ，表示终点， $index_end$ 记录 $index_difference$ 中小于 -0.5 的中数的坐标。

(8) 求 $index_start$ 与 $index_end$ 的均值，再取整 $location_col$ ，即为列坐标。

将图像旋转 90 度，再用本文算法即可计算横坐标 $location_row$ ，根据列坐标和行坐标，可对 cDNA 微阵列显微图像进行不规则网格划分。

4.4.2 算法流程

获取最初的 cDNA 微阵列图像后，可以使用本文算法对其进行分割处理^{[79]-[83]}。主要步骤如图 4-11 所示。

cDNA 微阵列图像不同于常规图像，其在数据上有其固有的特性。在数据上，其在 R 和 G 空间的数据不为 0，数据值范围也不都在 [0,255] 范围内，B 空间的数据为 0。本文运用李纯明水平集算法并结合他的技术对 cDNA 微阵列图像进行分割，具体流程如下：

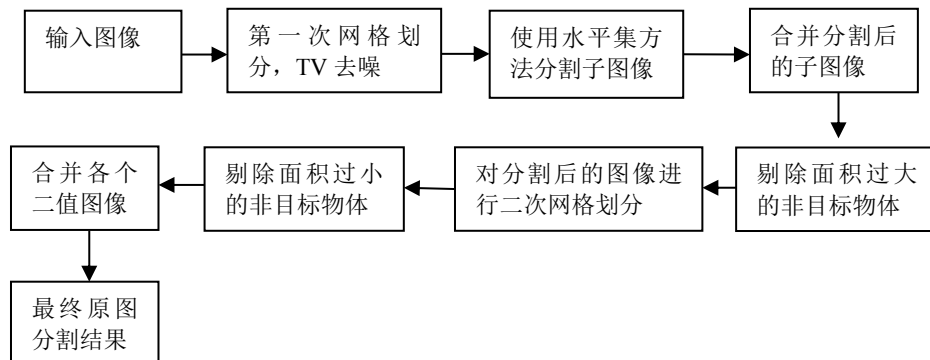


图 4-11 基于李纯明水平集分割微阵列图像的实验流程图

Fig.4-11 Experimental flow chart of the segmentation based Li Chunming level set for microarray image

1. 使用不规则网格划分算法，对输入的彩色图像进行网格划分。得到相应的子图像。
2. 将图像数据归一化后，将数据转换在 $[0,255]$,并对图像进行 TV 去噪。
3. 在进行水平集分割前，需要进行图像增强处理，如果图像在 R 空间的平均灰度小于 5，则 $I=I*5$ ，如果平均灰度小于 30， $I=I*1.5$ ；
4. 使用水平集算法分割经过图像增强后的图像，得到水平集 ϕ ，
5. 检测 ϕ 中的数据，如果某点为非数值数据，则设定该点值为 1。（在水平集函数计算中，当分母为 0 时，计算出的数据为非数值数据）
6. 将水平集 ϕ 进行二值化，取得二值图像 μ_1 。
7. 由于材料反光强度等原因，个别点出现二值图像异常。正常情况下，目标为 1，背景为 0。异常情况下，目标为 0，背景为 1。检测条件为判断第一行第一列和第一行最后一列的数据，如果有一个为 1，则对二值图像进行反转 $\mu_2 = 1 - \mu_1$ 。
8. 将获取的子图像进行合并，得原图分割出的二值图像 λ_1 。
9. 剔除 λ_1 中面积过大的目标，得到图像 λ_2 。
10. 对 λ_2 重新进行网格划分，设定阈值为 20。
11. 根据步骤 10 可以得到新的子图像，保留每个子图像中最大的目标，剔除剩余所有小面积目标，如果最大面积小于 20，则整个子图像的值设定为 0，表示没有目标。
12. 合并 7 中所有子图像，得到原图最终的分割结果。

经过上述步骤 1-12 的处理，可以将 cDNA 中的目标靶点分割出来。根据分割的结果，可以对原图像中的数据进行提取、处理、分析，最终可以对 cDNA 微阵列图像中相应的基因的表达水平做出精确判断。

4.4.3 实验过程

4.4.3.1 参数设置与不规则网格首次划分

本节使用的图像数据可以在网站[59]上获得，同 4.3 节实验使用数据为同一数据。图 4-10 取自图 4-1. (b)。

获取实验图像后，需对其进行不规则网格划分。本文使用 4.4.1 章节的不规则网格划分算法。不规则网格划分时，需要设置阈值，以区分像素值属于背景或目标区域。本文中网格划分为不规则网格，所以，对阈值没有太严格的要求，适中即可。由于微阵列背景较暗，阈值设置不易过大，否则，容易将低亮度目标划分

为背景。在进行不规则网格划分时，本文设置阈值为 40，TV 滤波迭代次数为 20；

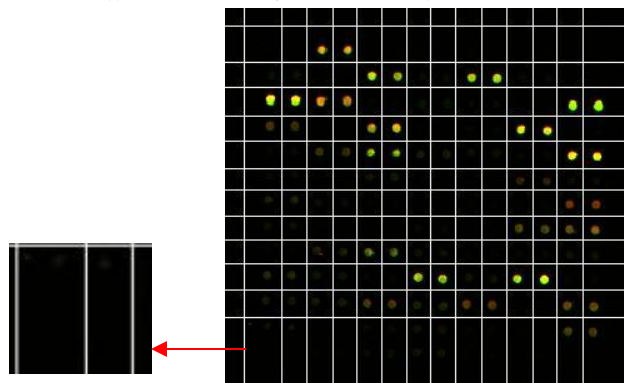


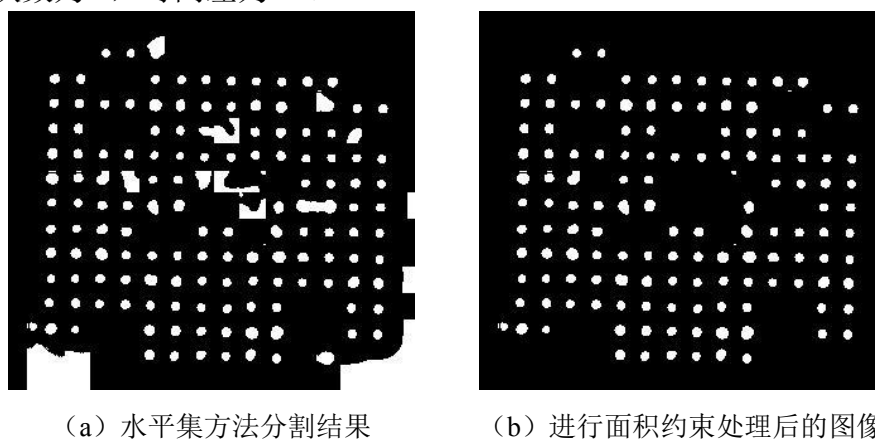
图 4-12 第一次不规则网格划分
Fig.4-10 The first irregular gridding

图 4-12 为本文不规则网格算法对 cDNA 微阵列图像进行网格划分的结果，由图可见，图中的网格大小不完全一致，且部分网格中有两个点的坐标，但本文水平集算法依然可以对该图像进行较好地分割。

4.4.3.2 水平集方法分割

根据网格划分的坐标在原图中取得每幅子图像，对每幅子图像进行图像增强处理，再用 TV 去噪算法方法对其进行去噪。最后，使用水平集方法进行分割处理。对分割获取的矩阵数据进行检测。如果数据为非数值数据，则设置为 1。最后，根据检测处理后的矩阵，取其二值图像。在计算数据并获取其二值图像的过程中，需要检测图像中的数据。如果图像的图像第一行第一列和图像第一行最后一列数据的值为 1，则对二值图像进行取反。

对于本文使用的水平集方法，本文设置其水平集迭代中外层循环次数为 20，内层循环次数为 5，时间差为 1s。



(a) 水平集方法分割结果

(b) 进行面积约束处理后的图像

图 4-13 水平集分割结果
Fig.4-13 The segmentation result of the level set

图 4-13.(a)为经过水平集分割后的图像，由图可见，图像中存较多在部分面积较大的目标，这些面积过大的目标不是真实的靶点，是由图像中的噪声引起的，在实际中是不需要的，需要进行剔除。图 4-13.(b)为剔除面积过大的目标后的图像，由图可见，图中的靶点清晰可见，十分容易辨认。

4.4.3.3 不规则网格二次划分

去除大面积非目标物体的图像中，目标点清晰可见，但是，图像中依然有少许面积较小目标物体，这小面积目标物体实际上也是由噪声引起的，不是真实的靶点，也需要剔除。由实际情况可知，每个靶点都在一个固定的区域之中，这此区域之中，最多只有一个靶点存在，不可能有同时存在两个靶点目标，因此，可以检测每个单位矩阵块中的靶点，剔除面积过小的干扰点。

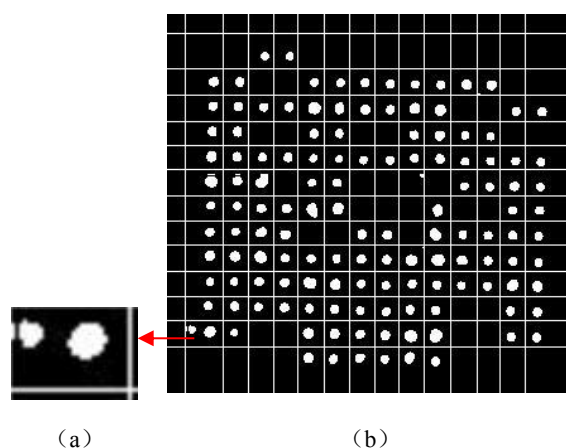


图 4-14 二次不规则网格划分
Fig.4-14 The second irregular gridding

本文使用不规则网格划分算法对图 4-13.(b)进行网格划分，可以得到如图 4-14.(b)。图 4-14.(a)为图 4-14.(b)中的一个区域，由图 4-14.(a)可见，在一个区域之中有两个目标，这与事实不符。计算每个区域中的目标面积，保留面积最大的目标，然后计算该面积最大的目标的面积，如果小于设定的阈值，则认定该目标为噪声等引起的，剔除该目标，则该区域中没有任何物体。否则，保留的面积最大的靶点即为真实的靶点目标。

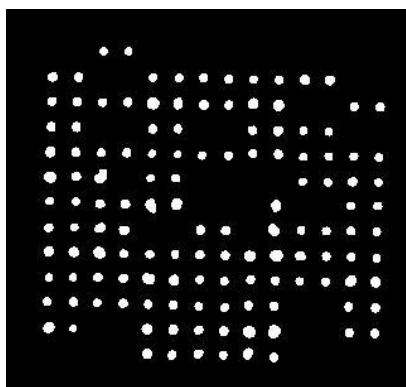


图 4-15 最后图像分割结果

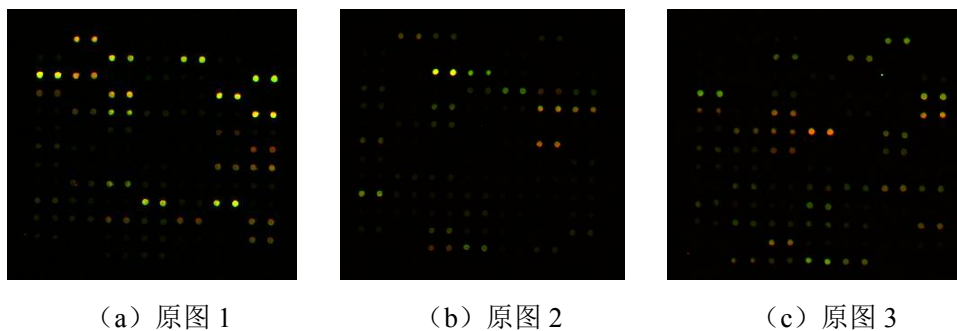
Fig.4-15 The final segmentation of the image

检测每个网格中的数据，剔除其中面积过小的目标后，可以获取原图最终的分割结果，如图 4-15 所示。该图中没有异常的靶点，每个点的形状都相当规则，与实际相符。根据此二值图像，就可以计算出对应靶点的平均灰度值，从而计算出基因的表达水平。本文算法的分割效果较好，可以得到较为精确的强度均值，为后期的疾病诊断、病毒检测等提供了可靠的数据。并且，本文分割的结果中没有干扰项，可以自动进行数据的提取和判断，大大地提高了微阵列技术的效率。

4.4.4 实验结果分析

基于本文算法，实验中使用了上百幅图像进行实验，结果证明本文算法具有较强的普适性，对与此类图像，本文算法具有较好的效果。实验平台为 Intel Core i5 CPU 处理器、4GB 内存的计算机，实验由 MATLAB2014a 完成。

图 4-16 给出了部分实验结果。图 a-图 c 为实验部分原 cDNA 微阵列图像。图 d-图 f 分别为文献[71]中算法使用规则网格和模糊高斯混合模型对图 a-图 c 的分割结果；图 g-图 i 分别为本章算法对图 a-图 c 的分割结果。



(a) 原图 1

(b) 原图 2

(c) 原图 3

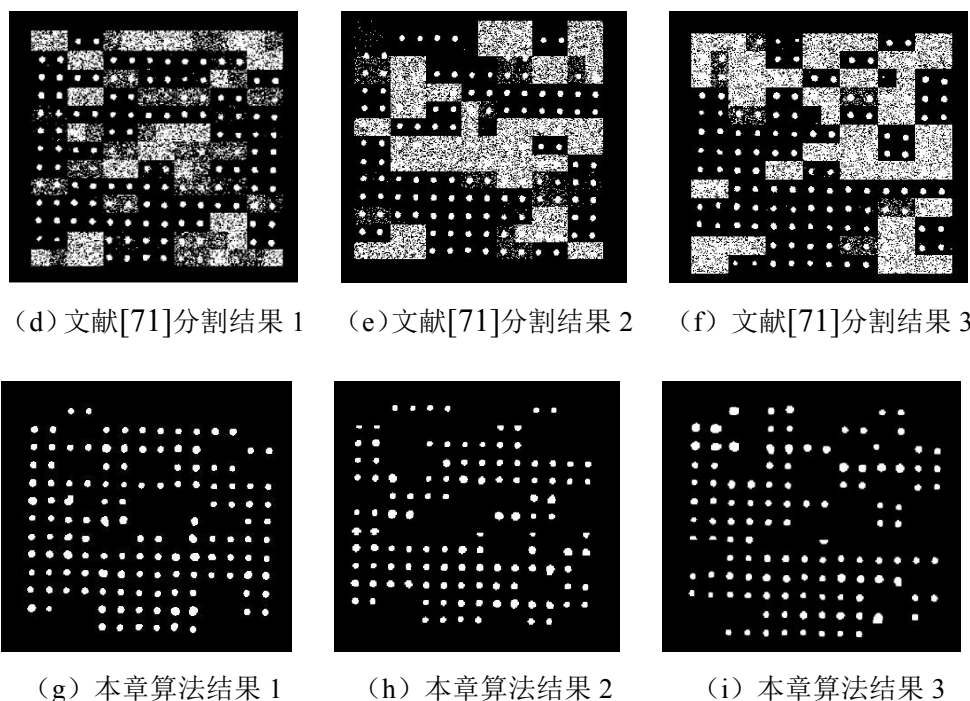


图 4-16 部分实验结果
Fig.4-16 Some experimental results

文献[71]使用规则网格和模糊高斯混合模型对 cDNA 微阵列图像进行分割，由分割结果可以得出，原 cDNA 微阵列图像中的靶点基本上都被分割出来，但是，随着靶点的分割，许多的噪声也被当做目标被分割出来，人眼可以辨认分割结果中的靶点的个数，但是，对于部分被噪声点包围的靶点，还是难以辨认，如果用机器自动识别和计算其中的数据，将十分困难。图 g-图 i 为本章算法分割的结果，本章算法使用了不规则网格和水平集算法。由分割结果可以得出，本章算法可以对 cDNA 微阵列图像进行较好的分割，分割结果中错误干扰点极少，原图中的靶点也基本上都被分割出来，即保证了数据的完整性，又清除了噪声等的干扰。本章算法的分割结果可以十分方便地进行数据的自动统计，极大的加快了数据的提取与处理，同时，保证了整个基因检查实验的精度。

5 总结与展望

5.1 工作总结

随着现代社会的高速发展，显微图像的用处越来越广泛。尤其在生物研究领域、医学领域、工业产品质量检测领域，显微图像的用途越来越大，也越来越受到相关研究人员的重视。在生物和医学领域，显微图像一般被用来观察病毒的形状，细胞的构成，药品的成分等。在基因检测方向，微阵列的使用占据着重要地位。在工业方向，显微图像一般用来研究精密元件的构造，精密元器件的质量检测和探伤等。在显微图像的应用中，图像分割发挥着重要作用。

基于水平集的图像分割方法在现代得到了大量的研究与应用，该方法分割精确，具有较强的抗噪声能力，且可以得到封闭的轮廓线，有着极强的数学理论支撑。水平集方法在发展的过程中，演化出较多的方法，如 Mumford-Shah 算法、C-V 模型、李纯明水平集算法等等，这些水平集算法一脉相承，却各有差异，其性能也不尽相同。针对不同算法的特性，结合不同图像的特点，本文选取不同的水平集算法解决实际应用中的问题：

(1) 线束端子是各种用电器的部件，电流在线束中稳定可靠地传输，是发挥用电器功能的重要保证。因此，检测线束端子的质量是一项极其关键的工作。线束端子显微图像在特定的工艺下进行摄取，引入图像分割的方法处理线束端子图像，可以大大优化线束端子的检测。线束端子显微图像噪声较大，整个图像可以划为背景、外径轮廓、内径轮廓等三层结构，背景颜色较为复杂，外径轮廓区域与内径轮廓区域颜色相近。根据对线束端子显微图像特性的分割，本文选取了 C-V 模型进行分割。C-V 模型假设图像分为背景和目标两个区域，然后初步选取轮廓线，然后计算图像的整体数据，自动收敛分割轮廓线，可以获取封闭的轮廓线。本文结合实际情况，采用两次使用 C-V 模型的方法，首先分割出外径轮廓，然后自动获取外轮廓框图，再分割内轮廓图像。本文充分发挥了 C-V 模型的性能，在结合图像增强、数学形态学等技术的情况下，较好地分割出了线束端子显微图像的内、外径轮廓，为进一步的数据提取做好了准备。

(2) cDNA 微阵列技术是基因检测的重要技术之一，在二十一世纪得到了快速发展，现已在实际生活中得到了大量应用。图像分割技术在整个 cDNA 微阵列技术中起着重要作用，决定着整个实验数据的精度。cDNA 芯片制作完成之后，在特制的激光下进行图像摄取，摄取图像后，可以合成彩色图像，然后再进行图像

处理, 获取相关数据。cDNA 微阵列图像中的靶点位置固定, 图像亮度差异较大, 数据值不限于 $[0, 255]$, 图像中含有较大的噪声, 图像中靶点边界模糊。根据对 cDNA 微阵列图像特性的分析, 本文实验过两种方法对其进行分割。一, 选取 C-V 对 cDNA 微阵列图像进行分割, 在分割过程用, 运用了规则网格划分技术。在 C-V 模型对 cDNA 微阵列图像进行初步分割之后, 利用面积约束, 剔除了分割结果中不符合实际的干扰点和干扰项, 最终获得了较好的分割图像。该方法可有效分割 cDNA 微阵列图像中的靶点, 为后续的数据提取提供了便利; 二, 选取李纯明教授的水平集方法分割 cDNA 微阵列图像。在分割之前, 使用不规则网格划分技术对 cDNA 微阵列图像进行网格划分, 然后对划分后的子图像进行图像增强、TV 去噪处理, 再使用水平集方法进行分割, 分割之后, 使用面积约束剔除面积过大的非目标物块, 然后再对分割的二值图像进行二次不规则网格划分, 使用面积约束剔除面积过小的非目标物体, 最后, 获取整个图像的分割结果。整个实验使用水平集方法, 结合使用不规则网格划分算法、图像增强、图像去噪、面积约束等技术手段, 完成了对 cDNA 微阵列图像的分割, 为进一步的数据分析提供了有效依据, 从而保证了整个实验的精度, 为基因表达水平的检测提供了可靠依据。

5.2 工作展望

随着社会科技的进步, 生活节奏的加快, 图像分割的应用在逐步扩大, 相关应用对图像分割的效率提出了更高的要求。水平集方法的研究在不断进步, 下一步, 我们将考虑如下几个问题:

(1) 线束端子显微图像颜色空间的处理

在实验中, 对于线束端子显微图像的外径轮廓, 我们的成果分割率在 90% 以上, 但是对于内径轮廓的分割, 我们的成功率还有待提高, 还有很多值得研究的地方。在图像中, 由于线芯区域与绝缘层区域的颜色极为相近, 加上噪声的干扰, 腐蚀处理中边缘的模糊, 使得线束端子显微图像的内径轮廓分割相当困难。下一步可以研究线芯区域与绝缘层区域的颜色, 使得两个区域色彩的差异显著增大, 这样可以方便内径轮廓的分割。

(2) cDNA 微阵列图像中的漏点问题

在分割 cDNA 微阵列图像时, 尽管本文方法可以对该图像进行很好的分割, 且可以自动提取并处理图像中的相关数据, 但是, 可能是由于噪声的干扰, 或是某些靶点的亮度过低等原因, 使得极少数的低亮度的靶点没有被成功分割出来,

出现了靶点遗漏的现象。下一步要解决的问题是尽可能的将 cDNA 微阵列图像中的靶点全部分割出来，并实现数据的自动化处理，进一步提供数据的完整性和精确性。

参考文献

- [1] 王智文,李绍滋. 基于多元统计模型的分形小波自适应图像去噪[J]. 计算机学报,2014,(06):1380-1389.
- [2] 周雨薇,陈强,孙权森,胡宝鹏. 结合暗通道原理和双边滤波的遥感图像增强[J]. 中国图象图形学报,2014,(02):313-321.
- [3] Zhao Dewei ; Yang, Lei ; Wu, Xiaoyu ; Wang, Nanxi ; Li, Hui. An improved Roberts edge detection algorithm based on mean filter and wavelet denoising. Lecture Notes in Electrical Engineering, v 136 LNEE, p 299-305, 2012, Advances in Information Technology and Industry Applications
- [4] Koyuncu, Ismail ; Cetin, Ozdemir; Katircioglu, Ferzan; Tuna, Murat . Edge dedection application with FPGA based Sobel operator. 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference, SIU 2015 - Proceedings, p 1829-1832, June 19, 2015
- [5] Lang, Baihe ; Shen, Lingyun; Han, Tail; Chen, Yuqun. An adaptive edge detection method based on Canny operator. Advanced Materials Research, v 255-260, p 2037-2041, 2011, Advances in Civil Engineering
- [6] 龙建武,申铨京,臧慧,陈海鹏. 高斯尺度空间下估计背景的自适应阈值分割算法[J]. 自动化学报,2014,(08):1773-1782.
- [7] 王骏,王士同,邓赵红,应文豪. 面向小目标图像的快速核密度估计图像阈值分割算法[J]. 自动化学报,2012,(10):1679-1689.
- [8] 范九伦,雷博. 灰度图像的二维交叉熵直线型阈值分割法[J]. 电子学报,2009,(03):476-480.
- [9] 乔闹生,邹北骥,邓磊,曾友兵,邹剑臣. 一种基于图像融合的含噪图像边缘检测方法[J]. 光子.激光,2012,(11):2215-2220.
- [10] 孟 珣. 基于视觉注意机制的彩色图像显著性区域提取 [J]. 计算机应用研究,2013,(10):3159-3161.
- [11] 张弘,范九伦. 二维 Arimoto 熵直线型阈值分割法[J]. 光子学报,2013,(02):234-240.
- [12] 丁文锐,康传波,李红光,刘硕. 基于 MSER 的无人机图像建筑区域提取[J]. 北京航空航天大学学报,2015,(03):383-390.
- [13] 熊华晖(1),李永(1),李建红(2),黄亚奇(1). 基于磁共振图像的鼻腔边界分割及解剖结构提取 [J]. 生物医学工程与临床,2014,(01):

- [14]文政颖,于海鹏. 基于多 Gamma 分布模型的 SAR 图像直方图分割算法[J]. 计算机工程与设计,2014,(06):2104-2108.
- [15]Kiadtikornthaweeyot W, Tatnall A R L. Region of Interest Detection Based on Histogram Segmentation for Satellite Image[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B7:249-255.
- [16]Du H, Burr K. An algorithm for automatic flood histogram segmentation for a PET detector[J]. 2012:3488-3492.
- [17]李强强,黎蔚. 一种改进的桥梁图像分水岭分割算法[J]. 计算机工程与科学, 2015,03:605-610.
- [18]潘改,高立群,张萍. 基于 LBF 方法的测地线活动轮廓模型[J]. 模式识别与人工智能,2013,12:1179-1184.
- [19]薛维琴,周志勇,张涛,李莉华,郑健. 灰度不均的弱边缘血管影像的水平集分割方法[J]. 软件学报,2012,(09):2489-2499.
- [20]Li B N, Qin J, Wang R, et al. Selective Level Set Segmentation Using Fuzzy Region Competition[J]. 2016, 4:4777-4788.
- [21]Balla-Arabé S, Gao X, Ginhac D, et al. Shape-constrained level set segmentation for hybrid CPU-GPU computers[J]. Neurocomputing, 2016, 177:40-48.
- [22]Pei Y. In homogeneity of Weak Edge Image Level Set Segmentation Algorithm[J]. International Review on Computers & Software, 2012.
- [23]Gao Y H, Wang S Z, Yang J. Optimization of Level Set Segmentation with Nonlinear Coherent Diffusion[J]. Advanced Materials Research, 2013, 787:896-901.
- [24]刘松涛,殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展[J]. 自动化学报,2012,(06):911-922.
- [25]王骏,王士同,邓赵红,应文豪. 面向小目标图像的快速核密度估计图像阈值分割算法[J]. 自动化学报,2012,(10):1679-1689.
- [26]叶传奇,苗启广,王宝树. 基于区域分割和 Counterlet 变换的图像融合算法[J]. 光学学报,2008,(03):447-453.
- [27]Li Y, Du Y, Liu B, et al. Image segmentation method based on improved graph cut algorithm[C]// IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering. IEEE, 2012:336-340.
- [28]Chiba E A, De Carvalho M A G, Costa A L D. Graph cut and image segmentation using mean cut by means of an agglomerative algorithm[C]// International Conference on Computer Vision

- Theory and Applications. 2014:708-712.
- [29]Ye Ping, Weng Guirong ,” Microarray image segmentation using region growing algorithm and mathematical morphology” , 5th International Conference on Information Assurance and Security, IAS 2009, v 2, p 373-376, 2009, 5th International Conference on Information Assurance and Security, IAS 2009
- [30]高印寒, 王天皓, 杨开宇, 等. 汽车线束的动态串扰特性预测 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2014, 44(5): 1258-1263.
- [31]Weng, Guirong, “cDNA microarray image processing using mathematical morphological segmentation”, Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, CCC'10, p 2660-2664, 2010, Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, CCC'10
- [32]Uslan V, İhsan Ömür Bucak. Microarray Image Segmentation Using Clustering Methods[J]. Mathematical & Computational Applications, 2010, 15(2):1493–1508.
- [33]Shao G, Wu S, Li T. cDNA microarray image segmentation with an improved moving k-means clustering method[C]// IEEE International Conference on Semantic Computing. IEEE, 2015:306-311.
- [34]Giannakeas N, Karvelis P S, Exarchos T P, et al. Segmentation of microarray images using pixel classification-comparison with clustering-based methods.[J]. Computers in Biology & Medicine, 2013, 43(6):705-716.
- [35]Păun M, Li Y, Cheng Y, et al. Segmenting microarray images using a contour-based method[J]. Theoretical Computer Science, 2015, 608:108-118.
- [36]Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of Computational Physics, 1987, 79(1):12-49.
- [37]陈金男. 基于水平集方法的图像分割研究[D].燕山大学,2007.
- [38]Shah D M J. Boundary detection by minimizing function-als[C]// IEEE Conferance Computer Vision Pattern Recognition. 1985.
- [39]TONY Chan, Vese Luminita. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing(S1057-7149), 2001, 10(2): 266-277.
- [40]LI Chunming, RUI Huang, DING Zhaohua, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. IEEE Transactions on Image Processing(S1057-7149), 2011, 20(7): 2007-2016.
- [41]G. Aubert and P. Kornprobst, Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential

- Equations and the Calculus of Variations. New York: Springer-Verlag, 2002.
- [42] Li, C., Xu, C., Gui, C., & Fox, M.D. (2010). Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 19(12), 3243-3254.
- [43] 吴丽如, 唐志列, 吴泳波, 等. 应用共焦空间微分显微镜获取边缘增强显微图像 [J]. *光学学报*, 2014, 34(3): 217-221.
- [44] LU Bibo, CUI Min, LIU Qiang, et al. Automated grain boundary detection using the level set method [J]. *Computers & Geosciences(S0098-3004)*, 2009, 35(2): 267-275.
- [45] Wang L, Sixou B, Peyrin F. Binary Tomography Reconstructions With Stochastic Level-Set Methods[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(7):920-924.
- [46] Zhu B, Zhang X, Fatikow S. Structural topology and shape optimization using a level set method with distance-suppression scheme[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics & Engineering*, 2015, 283:1214-1239.
- [47] YUEDER LIN, HENWEI TSAO, FOKCHING CHONG. AN IMAGE PROCESSING ARCHITECTURE TO ENHANCE IMAGE CONTRAST[J]. *Biomedical Engineering Applications Basis & Communications*, 2012, 14(05):215-217.
- [48] 戴青云, 余英林. 数学形态学在图象处理中的应用进展 [J]. *控制理论与应用*, 2001, (04):478-482.
- [49] 邹秋霞, 杨林楠, 彭琳, 等. 基于 Lab 空间和 K-Means 聚类的叶片分割算法研究 [J]. *农机化研究*, 2015(9): 222-226.
- [50] Kuo R F, Chen S J, Wong T Y, et al. Digital Morphology Comparisons between Models of Conventional Intraoral Casting and Digital Rapid Prototyping[J]. *Ifmbe Proceedings*, 2015, 46:478-480.
- [51] Kang D W, Cho Y H, Kim Y T, et al. Multiprimary Decomposition Method Based on a Three-Dimensional Look-Up Table in Linearized LAB Space for Reproduction of Smooth Tonal Change[J]. *Journal of Imaging Science & Technology*, 2006, 50(4):443-445.
- [52] Li B N, Chui C K, Chang S, et al. Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation.[J]. *Computers in Biology & Medicine*, 2011, 41(1):1-10.
- [53] Nachtegaal M, Sussner P, Mélangé T, et al. On the role of complete lattices in mathematical morphology: From tool to uncertainty model[J]. *Information Sciences*, 2011,

- 181(10):1971-1988.
- [54] B.N. Li, C.K. Chui, S. Chang, S.H. Ong (2011) Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation. *Computers in Biology and Medicine* 41(1) 1-10.
- [55] Tozduman E, Albayrak S. cDNA microarray image analysis[C]// Biomedical Engineering Meeting, 2009. Biyomut 2009. National. IEEE, 2009:1-4.
- [56] Peng Q, Plevritis S K. Reconstructing Directed Signed Gene Regulatory Network From Microarray Data [J]. *Biomedical Engineering IEEE Transactions on*, 2011, 58(12):3518-3521.
- [57] Lei D, Qiao P Z, Li A, et al. High-speed digital image correlation studies for dynamic damage of rock[J]. *Journal of China Coal Society*, 2011, 36(S2):274-277.
- [58] WU Zaoquan, CHEN Xi, LOU Yanyang, CHEN Jie, LIU Zhengchun. Research of incline correction algorithm in microarray image [J]. *Journal of Central South University(Science and Technology)*, 2014, 04:1091-1097.
- [59] <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/geo/query/acc.cgi?acc=GSM16390>
- [60] Xie L Z, Zhou M Q, Tian Y, et al. Cerebrovascular Segmentation Based on Region Growing and Local Adaptive C-V Model[J]. *Journal of Software*, 2014, 24(8):1927-1936.
- [61] Katsigiannis, S.; Zacharia, E.; Maroulis, D., "Grow-Cut Based Automatic cDNA Microarray Image Segmentation," in *NanoBioscience, IEEE Transactions on Nanobioscience*, v 14, n 1, p 137-144, January 1, 2015
- [62] Jin J, Yang B, Liang K, et al. General image denoising framework based on compressive sensing theory[J]. *Computers & Graphics*, 2014, 38(1):382-391.
- [63] Wong L K, Low K L. Saliency retargeting: An approach to enhance image aesthetics[C]// IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. IEEE Computer Society, 2011:73-80.
- [64] Bariamis D, Iakovidis D K, Maroulis D. M3G: maximum margin microarray gridding [J]. *Bmc Bioinformatics*, 2010, 11(4):1-11.
- [65] Mendhurwar, Kaustubha A. Kakumani, Rajasekhar; Devabhaktuni, Vijay , "Microarray image segmentation using Chan-Vese active contour model and level set method", *Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society: Engineering the Future of Biomedicine, EMBC 2009*, p 3629-3632, 2009
- [66] Katsigiannis S, Maroulis D. Parallel computing techniques for performance enhancement of a cDNA microarray gridding algorithm[C]// IEEE International Symposium on Signal Processing

- and Information Technology. IEEE, 2013:000446-000451.
- [67]Shen, Xuan-Jing; Long, Jian-Wu; Chen, Hai-Peng; Wei, Wei ,” Otsu thresholding algorithm based on rebuilding and dimension reduction of the 3-dimensional histogram”, Tien Tzu Hsueh Pao/Acta Electronica Sinica, v 39, n 5, p 1108-1114, May 2011
- [68]Helmy A K, El-Taweel G S. Regular gridding and segmentation for microarray images[J]. Computers & Electrical Engineering, 2013, 39(7):2173-2182.
- [69]Tie W, Wang C, Bi F, et al. Segmentation of oil spills in SAR image based on improved CV model[C]// Iet International Radar Conference. 2015:4. -4.
- [70]A. Chambolle, "An Algorithm for Total Variation Minimization and Applications," [J]. Math. Imaging and Vision 20 (1-2): 89-97, 2004.
- [71]A.K. Helmy a, Gh.S. El-taweel, “Regular gridding and segmentation for microarray images”, Computers and Electrical Engineering 39 (2013) 2173–2182
- [72]Ye Ping, Weng Guirong ,” Microarray image segmentation using region growing algorithm and mathematical morphology” , 5th International Conference on Information Assurance and Security, IAS 2009, v 2, p 373-376, 2009, 5th International Conference on Information Assurance and Security, IAS 2009
- [73]Weng, Guirong, “cDNA microarray image processing using mathematical morphological segmentation”, Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, CCC'10, p 2660-2664, 2010, Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, CCC'10
- [74]Nagarajan, R., "Intensity-based segmentation of microarray images," in Medical Imaging, IEEE Transactions on , vol.22, no.7, pp.882-889, July 2003
- [75]Uslan, Volkan ; Bucak,Ihsan Omür , “ Clustering-based spot segmentation of cDNA microarray images ” 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC'10, p 1828-1831,
- [76]Wang, Zidong ; Zineddin, Bachar; Liang, Jinling; Zeng, Nianyin; Li,8Yurong; Du, Min; Cao, Jie; Liu, Xiaohui ,“CDNA microarray adaptive segmentation”, Neurocomputing, v 142, p 408-418, October 22, 2014
- [77]Zacharia, Eleni ; Maroulis, Dimitris , “An original genetic approach to the fully automatic gridding of microarray images”, IEEE Transactions on Medical Imaging, v 27, n 6, p 805-813, June 2008
- [78]Shao G, Zhang Q, Xu S, et al. Automatic Gridding of DNA Microarray Images Based on

- Heuristic Algorithm[C]// Pattern Recognition. IEEE, 2010:1-5.
- [79] T.N. Wang, T.J. Li, G.F. Shao⁴ and S.X. Wu, “An improved K-means clustering method for cDNA microarray image segmentation”, Genetics and Molecular Research 14 (3): 7771-7781 (2015)
- [80] Harikiran J, Phanendra M, Swamy N N, et al. K-Means with Bi-dimensional Empirical Mode Decomposition for segmentation of microarray image[J]. International Journal of Computer Science Issues, 2012, 9(5):427-433.
- [81] Rueda L, Li Q. An Improved Clustering-based Approach for DNA Microarray Image Segmentation[C]// Image Analysis and Recognition: International Conference, Iciar 2004, Porto, Portugal, September 29-October 1, 2004, Proceedings. DBLP, 2004:17-24.
- [82] Li Y. Improvements on segment based contours method for DNA microarray image segmentation[J]. Dissertations & Theses - Gradworks, 2014.
- [83] Păun M, Li Y, Cheng Y, et al. Segmenting microarray images using a contour-based method[J]. Theoretical Computer Science, 2015, 608:108-118.

作者简历

一、基本情况

姓名：刘利群 性别：男 民族：汉族 出生年月：1990-05-02 籍贯：河南省信阳市

2010.10—2014.06 河南理工大学万方科技学院工学学士；

2014.09—2017.06 河南理工大学攻读工学硕士学位；

二、学术论文

1.刘利群. 一种线束端子显微图像内径轮廓分割方法. 第八届研究生 IT 创新学术论坛, 2015.

2. 芦碧波,刘利群,郑艳梅,侯守明,张霄宏. 一种线束端子显微图像全自动分割方法[J]. 光电工程,2016,(10):49-55.

3. 芦碧波, 刘利群, 张霄宏, 林忠华. 低对比度 cDNA 图像分割的局部水平集方法[J].小型微型计算机系统, 2016. (已接受)

三、获奖情况

2014-2015 学年 荣获一等奖学金。

2015-2016 学年 荣获三等奖学金。

2016-2017 学年 荣获一等奖学金。

四、研究项目

1. 各向异性高阶几何变分与 PDE 图像去噪模型, 国家自然科学基金,项目编号: U1404103. 参加人员。

2. 基于图像处理的线束压缩端子断面检测与分析系统, 2014 年度河南省教育厅科学技术研究重点项目, (编号 : 14A520029), 2014.01-2016.08. 参加人员。

学位论文数据集

关键词*	密级*	中图分类号*	UDC	论文资助
水平集; C-V 模型; 图像分割; 显微图像; 微阵列	公开	TP391.4	004	国家自然科学基金
学位授予单位名称*	学位授予单位代码*	学位类别*		学位级别*
河南理工大学	10460	工学		硕士
论文题名*		并列题名*		论文语种*
基于水平集的显微图像分割算法研究		Research on Microscopic Image Segmentation Algorithm Based on Level Set		汉语
作者姓名*	刘利群	学号*		211409020003
培养单位名称*	培养单位代码*	培养单位地址		邮编
河南理工大学	10460	河南省焦作市		454003
学科专业*	研究方向*	学制*		学位授予年*
软件工程	智能信息处理	3		2017
论文提交日期*		2017.04		
导师姓名*	张霄宏、芦碧波	职称*		副教授
评阅人	答辩委员会主席*		答辩委员会成员	
电子版论文提交格式 文本 (√) 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 () 推荐格式: Microsoft Word(DOC); Adobe Reader (PDF)				
电子版论文出版(发布者)	电子版论文出版(发布)地		权限声明	
论文总页数*	49			
注: 共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 22 项。				