

分类号\_\_\_\_\_

密级\_\_\_\_\_

UDC \_\_\_\_\_

编号\_\_\_\_\_

中国科学院研究生院

硕士学位论文

在 CT 图像中肺气管树分割方法研究

高德志

指导教师 张涛 研究员

中国科学院长春光学精密机械与物理研究所

申请学位级别 工学硕士 学科专业名称 测试计量技术与仪器

论文提交日期 2011.10 论文答辩日期 2011.11

培养单位 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所

学位授予单位 中国科学院研究生院

答辩委员会主席 王瑞光 研究员

Classified Index \_\_\_\_\_

Confidential Grade \_\_\_\_\_

UDC \_\_\_\_\_

Number \_\_\_\_\_

**Thesis Applying for a Master Degree to the  
Changchun Institute of Optics, Fine  
Mechanics and Physics**

**Chinese Academy of Science**

**Extractiong Method of Airway Tree From  
Lung CT Image**

**GAO De-zhi**

**Directed by Prof. ZHANG Tao**

**Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,  
Chinese Academy of Sciences, China**

**2011**

## 独 创 性 声 明

本人郑重声明：所提交的学位论文是本人在导师指导下独立进行研究工作所取得的成果。据我所知，除了特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。对本人的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明。本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名： 高继志 日期： 2011.12.3

## 学位论文使用授权书

本学位论文作者完全了解中国科学院研究生院及中国科学院长春光学精密机械与物理研究所有关保留、使用学位论文的规定，即：中国科学院研究生院及中国科学院长春光学精密机械与物理研究所有权保留并向国家有关部门或机构送交学位论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权中国科学院研究生院及中国科学院长春光学精密机械与物理研究所可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编本学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名： 高继志 指导教师签名： 张博  
日 期： 2011.12.3 日 期： 2011.12.5

学位论文作者毕业后去向：

工作单位： \_\_\_\_\_

电话： \_\_\_\_\_

通讯地址： \_\_\_\_\_

邮编： \_\_\_\_\_



# 在 CT 图像中肺气管树分割方法研究

高德志（测试计量技术及仪器）

导师：张涛

## 摘 要

近年来，随着医学影像设备的不断更新与发展，医学影像技术有了更广泛的应用。其中计算机 X 射线断层扫描技术 (electronic computer X-ray tomography technique, CT) 因其分辨率高、功能全面在临床检查、诊断的应用中最为广泛。高精度的 CT 图像和准确的分析可以提高相关疾病的诊断正确率，但更高分辨率的 CT 设备会产生更多的 CT 切片，大量的切片为影像分析医师增加了繁重的读片负担，同时单一枯燥的读片工作不仅大量占用医生的出诊资源而且极易导致漏诊、误判。在这种社会需求下，计算机辅助的 CT 影像分析方法应运而生。

在胸肺 CT 影像分析中，气管树的分割结果为常见肺部疾病（如：肺气肿、肺栓塞、局部气管狭窄和肺肿瘤等）的诊断和定位提供重要依据，并且为介入手术<sup>[31]</sup>的规划和实施提供三维影像导航，因此，胸肺 CT 图像中的气管树分割方法是计算机辅助 CT 影像分析研究中的一个重要领域。

受噪声影响，肺支气管末端深入到肺实质后出现断裂现象，同时由于细支气管管壁薄，气管内腔灰度与肺实质灰度接近等原因，使得基于灰度的气管树分割法在实施过程中容易产生泄漏。所以，能否准确快速的分割出肺气管树并克服气管树分割过程中的泄漏问题，是胸肺 CT 计算机辅助诊断技术的关键之一，这也是胸肺 CT 影像分析的基本要求。

本文研究的主要内容：

肺实质分割是胸肺 CT 影像处理中的必要环节，针对二维肺质分割中忽视了肺质分割结果中切片与切片之间的联系，文中提出了生长法与形态学方法结合的三维肺质分割方法。该方法的分割结果中主支气管不会因为忽视切片之间联系而出现间断现象。

针对气管树分割过程中细支气管容易出现的断裂和泄漏的问题,本文在传统分割方法的基础上改进和尝试,并提出了形态学灰度梯度引导的三维气管树最优阈值生长方法。比较结果的三维显示,可以看到该方法可以提高气管树分割级次1-2级。

针对由胸肺 CT 三维数据数据量大而产生的运算处理时间长的问题,本文在胸肺 CT 分割处理过程中引入小波多尺度分析思想。以 C-V 水平集分割模型为例,多尺度框架下的 C-V 水平集模型可以大大缩短分割处理时间同时降低噪声对结果的影响。

最后,作者特别感谢国家自然科学基金(81000651)和江苏省自然科学基金(BK2010236)对本文工作所提供的资助。

**关键词:** 肺实质分割 气管树分割 三维区域生长 形态学灰度梯度 C-V 水平集模型 多尺度分析

# **Extractiong Method of Airway Tree From Lung CT Image**

**GAO De-zhi (measuring and testing technologies and instruments)**

**Directed by Prof. ZHANG Tao**

## **Abstract**

In recent years,with the improvement and development of imaging equipment, medical imaging technology has been popularized aboardly. In clinical diagnosis, electronic computer X-ray tomography (CT) is the most popular for its high resolution and comprehensive functions. Precise and accurate analysis of CT images can improve the diagnostic accuracy for related diseases, but the higher resolution of the CT equipment the more CT slices will be produced, and analysing a large number of CT slices is a burden for image-analysing physician. In addition, the simple and boring work is easy to lead miscarriage of justice. To change the situation, a computer-aided analysis system for medical images was exploited.

In the check of chest, chest CT images provide the information of anatomical structure for lung airway tree and lung vessel tree. From the information of lung airway tree, physicians can judge and locate lung diseases (such as: emphysema, pulmonary embolism, partial tracheal stenosis and lung cancer), further more the 3D lung airway tree image is used to guid the planning and the implementation for minimally invasive surgical intervention. Therefore, airway tree segmentation from chest CT is an important research field in computer-aided CT image analysis systems.

Because of the niose in CT image, there is breakage phenomenon happened when the lung bronchial extend into lung parenchyma. For the reasons that tiny bronchial wall is thin and the grey level of bronchial cavity is similar to its surrounding tissue, it is easy to prone to leakage when segement airway tree based on gray level regulation. It is a key point for realizing computer aided analysing system that whether airway tree can be segementated successfully without leakage, which is the basis of chest CT image analysis.

In this paper ,the main research work are as follow:

- 1) Parenchymal segmentation is an essential part of chest CT image processing. To solve the problem caused by neglecting the relationship among slices in two dimensional parenchymal segmentation, the paper proposed a three-dimensional parenchymal extracting method, which is based on morphology and 3-D region regrowing. The result shows that there is no inter-slice intermittent phenomenon using new method.
- 2) To overcome leakage and breakage problem happened in tiny bronchi segmentation, based on traditional method, this paper put forward morphological gradient based 3D region growing algorithm. From the 3D results, we know that new method improved the airway tree segmentation accuracy 1-2 order.
- 3) To reduce the long time caused by large amount of 3D CT image data, a multi-scaled analysing based C-V level set model has been proposed. In the process of chest CT image, wavelet is introduced into build multi-scale frame. Take C-V model as an example, under the framework of multi-scale the CV model segmentation Algorithm can greatly shorten the processing time, meanwhile reduce the impact of noise on the results.

Finally, the authors especially thank the provided support for this work from National Natural Science Foundation (81000651) and Jiangsu Provincial Natural Science Foundation (BK2010236) .

**Key words:** parenchyma segmentation; 3D region-growing; airway tree segmentation; morphological gray-scale gradient; C-V model; multi-scale analysis

# 目 录

摘    要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论 .....	1
1.1 引言 .....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 论文研究意义、内容与安排.....	4
1.3.1 研究意义 .....	4
1.3.2 论文的主要研究内容.....	5
1.3.3 论文组织安排.....	5
第 2 章 CT 图像的预处理.....	7
2.1 概述 .....	7
2.1.1 气管树 CT 图像特点.....	7
2.1.2 肺气管树分割难点.....	9
2.2 降噪处理 .....	10
2.2.1 降噪处理技术 .....	10
2.2.2 均值滤波 .....	11
2.2.3 中值滤波 .....	11
2.2.4 高斯平滑滤波 .....	12
2.2.5 CT 图像的降噪.....	13
2.3 肺实质分割.....	14
2.3.1 肺实质分割方法 .....	14
2.3.2 肺质分割结果比较.....	17



2.4 本章小结 .....	18
<b>第 3 章 气管树分割方法 .....</b>	<b>19</b>
3.1 肺气管树分割研究现状 .....	19
3.2 交互式人工气管树分割方法 .....	20
3.3 最优阈值气管树分割方法 .....	22
3.4 形态学引导的气管树生长方法 .....	24
3.4.1 形态学概述 .....	24
3.4.2 腐蚀 .....	24
3.4.3 膨胀 .....	25
3.4.4 开操作和闭操作 .....	26
3.4.5 形态学灰度梯度引导的气管树分割方法 .....	26
3.5 分割结果显示与分析 .....	30
3.6 气管分割质量评价 .....	32
3.6.1 医学影像分割评价方法概述 .....	32
3.6.2 分析法与实验法 .....	32
3.6.3 测度评价 .....	33
3.6.4 金标准 .....	34
3.6.5 气管树分割评价 .....	34
3.7 本章小结 .....	35
<b>第 4 章 多尺度分割方法 .....</b>	<b>36</b>
4.1 概述 .....	36
4.1.1 参数活动轮廓模型 .....	36
4.1.2 几何活动轮廓模型 .....	37
4.2 水平集法 .....	37
4.3 C-V 水平集模型 .....	40
4.3.1 C-V 水平集模型概述 .....	40
4.3.2 C-V 水平集模型的数值实现 .....	41

4.4 多尺度框架下 C-V 模型的肺纹理分割方法.....	43
4.4.1 前言.....	43
4.4.2 小波多尺度变换.....	44
4.4.3 多尺度 C-V 模型肺纹理分割.....	45
4.4.4 实验结果及分析.....	46
4.5 本章小结.....	50
<b>第 5 章 总结与展望 .....</b>	<b>51</b>
5.1 论文的主要工作及总结.....	51
5.2 论文的主要创新点.....	52
5.3 本文存在的不足及今后的研究方向.....	52
<b>参考文献.....</b>	<b>53</b>
<b>在学期间学术成果情况 .....</b>	<b>56</b>
<b>指导教师及作者简介 .....</b>	<b>57</b>
<b>致    谢 .....</b>	<b>58</b>

# 第 1 章 绪论

## 1.1 引言

自 1895 年德国物理学家伦琴发现 X 射线的 110 多年来,随着临床医学、计算机技术、电子学、机械学、生物科学及材料科学等相关学科的快速发展,医学 X 射线成像在临床诊断领域得到了广泛的推广。目前在医院内使用的 X 射线技术的医学设备有:普通的 X 射线成像技术,数字 X 射线成像诊断技术、数字剪影血管造影(DSA)设备,X 射线放射治疗机,螺旋 CT 扫描仪及与这些设备结合的多模成像设备(如 PET\CT)等。这些设备的研制和改进及配套医学影像软件的开发,大大提高了人类对疾病探测的能力。使用先进的多层多排螺旋 CT 机能够在短时间内完成扫描并高分辨率成像,高分辨的成像结果为医生提供了大量可靠的诊断数据,提高了医生的对疾病诊断的准确度,也为患者病情的早发现、早确诊、早治疗提供了条件。在对 CT 图像的分析上,传统的分析方法是人工读片,然而高分辨率 CT 图像包含了数百张 CT 切片,以人工方式读片对影像分析医师来说是繁重的任务,另外读片过程中受主观因素(如个人经验和知识储备等)影响,容易出现分析结果不统一以及误诊和漏诊的现象。为释放医疗诊断资源,提高诊断准确率,结合计算机技术和图像图形学的计算机辅助影像分析技术被提出来,并成为影像分析技术中的研究热点。

近年来,随着工业活动的日益增多,自然环境变的越来越恶劣,导致了肺部疾病的发病率逐年升高。其中肺癌<sup>[34]</sup>已经成人类健康的主要杀手,同时肺纤维变性、肺气肿、局部气管狭窄等肺部疾病也一直危害着人们的健康。一般对肺部的检查多以胸肺 CT 为主,因为胸肺 CT 可以快速准确的采集肺部组织的三维解剖结构信息,再经过有针对性的分割处理后,胸肺 CT 图像中肺实质、肺气管树、肺血管树的三维结构信息就可以直观的呈现。其中肺气管树信息应用广泛,它不仅

可以作为疾病诊断的依据，还可以在疾病的治疗过程中指导手术规划并为介入手术提供实时导航，避免或减少手术过程中对气管的损伤。因此，对在 CT 图像中气管树分割方法的研究工作具有重要的实际应用价值。

医学图像包括 CT、MRI、US 和 PET 等，都具有各自的特点，如灰度级、数据量、分辨率，图像分割方法通常针对不同的特征和特点选择不同的解决方案和算法，而不同的方案和算法在分割精度、算法复杂度、鲁棒性等方面的表现也各不相同，由于医学图像分割技术目前还没有客观、系统、全面的分割标准，所以在医学图像分割算法研究调研时，要结合分割目标的解剖结构知识和目的需求，只有对分割目标和项目需求有了一定的认识之后，合理的算法解决方案才会被开发出来。

本文提及到的研究工作中，均以胸肺 CT 切片组作为算法测试的实验数据。在综合分析了气管树结构特征及其在 CT 中的成像特点后，在传统的肺气管树分割方法基础上，本文提出了形态学灰度梯度引导的气管树最佳阈值生长分割方法，实验表明该方法可提高气管树分割精度 1-2 级次，有效丰富气管树细节，实现主气管，主支气管，支气管和细支气管的全面分割。而后，为提高大数据量三维医学图像处理的运算速度，本文又引入小波多尺度分析思想，以 C-V 水平集模型分割肺纹理为例，结合多尺度分析的 C-V 水平集模型可以大大缩短医学图像分割处理过程的运算时间并降低噪声对结果的影响。

## 1.2 国内外研究现状

医学影像软件的研发随着硬件设备的发展已有了很长的历史，由于国内医学影像设备发展起步晚，多数前沿的软件研究团队集中在国外，如 PHILIPS、SIMENS、GE 这些医疗仪器寡头公司，目前国内的一些机构如中科院苏州生物医学工程技术研究所，迈瑞生物科技，中科院深圳先进院，东软医疗公司等也先后成立了一批科研团队致力于高端医学影像设备的软硬件研发并已取得了一定的成绩。

在医学影像的软件算法开发工作中，算法开发的流程通常先要分析所用影像数据类型（如：MRI、CT、US、PET），明确成像部位，然后设计相应算法对感兴趣区域（region of interest, ROI）进行分割。在胸肺 CT 的医学影像分割中，

分割区域通常包括肺实质、肺纹理（包括肺气管树、肺血管树）及肺结节的分割，其中肺实质分割，肺气管树分割和肺血管树分割是胸肺 CT 计算机辅助分析中需要实现的最基本功能。因此现有的胸肺 CT 影像算法研究主要有如下三个方向：

肺实质分割。肺实质分割一般属于胸肺 CT 影像处理的预处理阶段，但预处理的结果直接影响到后续影像处理的结果。至今国内外已有的肺实质分割方法<sup>[21]</sup>大致可分为阈值法、区域生长法、模式分类法及组合分割法等。每种方法都有各自的优缺点，阈值分割法是传统的简单的肺实质分割算法，分割速度快，但它对气管、支气管以及躯干以外的区域分割效果不理想，而且在阈值的选择上也存在实际困难。区域生长法是将具有连通性并且特征相近的非肺质区域提取出来的一种算法，它能够快速的分割肺质区域并保留弥散性边界，但它会忽视强梯度边界包围的区域，同时种子点的选取、生长合并条件制定对结果的影响也十分显著。模式分类法需要先验知识的引入，采集大量的训练样本并提取图像特征，虽然该方法在分割的效果上较好，但训练和分割的处理时间长、算法复杂度高，这决定了模式分类法不适合应用在胸肺 CT 的预处理环节中。组合法集二种或多种方法的优点来克服每种方法中各自的缺点，确切的说这更是一种多种方法融汇贯通的思想，但在满足需求的前提下要控制算法的复杂度。

肺气管树分割。肺气管树在结构上呈现的是一种倒置的树形，气管树由主气管开始，在主气管末端分裂成左右主支气管，主支气管深入到左右两肺中，再于主支气管的末端分裂到下一级支气管，各段气管逐级分裂，直至毛细支气管伸入到肺泡。在 CT 的图像显示上，由于肺气管内填充的是低密度的空气，所以管腔在 CT 图像中呈现暗色，而包围在外面的肺气管壁因密度大则呈现高亮。针对肺气管在 CT 图像中的成像特点，国内外已经提出了多种肺气管分割算法。基于参数自适应的气管树区域生长法<sup>[1]</sup>，是将生长的条件和参数值随着支气管的改变而调整的方法。这种方法在分割过程中参数太多，计算量大，耗时较长。血管引导的肺气管树分割<sup>[2]</sup>是一种基于神经网络的分割方法，它利用了肺血管与细支气管伴行的特点对细支气管进行筛选。该方法虽然分割精度高，但是训练网络和引入血管的矢量方向大大增加了算法复杂度，且可移植性差。最佳阈值生长法<sup>[3]</sup>是一种自动寻找最优阈值的区域生长的分割方法，该方法简单快速，但对泄漏检测的

算法侧重较多，而且分割精度也不高。此外国外还有通过先验知识构建标准的气管模型库<sup>[4]</sup>，该方法要求建立肺气管标准数据库，最大的问题是该方法得到的结果不能如实反映出病人病理情况，没有临床意义。

肺纹理分割。肺纹理包括肺气管树和肺血管树，肺血管树由肺动脉树及肺静脉树组成，准确完整的肺纹理影像能为医生提供重要的生理结构信息和功能信息用于诊断，因此肺纹理分割是胸肺医学影像处理研究的关键之一。目前主流医学图像的分割方法主要有基于区域的分割方法、基于边缘的分割方法、基于模糊连接的方法和基于神经网络的方法。由于在 CT 图像中肺血管的成像是高亮的实心圆，而肺气管是空心圆环，针对二者的图像特点，(Valdes) 基于边缘的分割思想运用主动活动轮廓模型对肺纹理进行分割，该方法通过构建水平集能量模型用一个能量泛函描述目标的轮廓边界曲面运动情况。该方法能一并抽取肺血管树和肺气管树但不能将二者自动分离，而且运算量大、曲面演化时间较长。

## 1.3 论文研究意义、内容与安排

### 1.3.1 研究意义

随着肺部疾病的发病率逐年升高，肺部的相关疾病已经严重威胁到了人类生命健康安全，仅肺癌一项全球每年约有 120 万人被确诊，而且在全球范围内肺癌的发病情况仍在不断上升。而对肺部疾病的及早诊断、及早治疗可以尽最大限度的挽救患者的生命。目前对肺部的医学检查主要以胸肺 CT 扫描为主，CT 技术经过多年的发展，已由单层单排发展到多层多排的螺旋 CT，图像的成像质量也越来越高。面对大量的数字图像信息，传统的人工手动分析方法已经无法满足社会对医疗资源的需求，于是提出了利用计算机技术的计算机医学影像辅助分析系统<sup>[46]</sup>，该系统大大提高了影像分析医师的读片效率。

对胸肺 CT 的读片分析中，肺实质、肺气管、肺动脉和肺静脉的结构分布是医生最感兴趣的，它们的分布情况为医生提供了大量的解剖结构信息。其中辅以计算机的肺气管分割技术可以快速高效的从大量的 CT 数据中提取气管树，并将提取结果直观的呈现给医生和患者。准确的肺气管树影像结果是为肺部相关疾病辅助诊断的提供了良好的基础，医生通过它可以快速有效的对肺纤维变性、肺气



肿、局部气道狭窄等肺部疾病作出诊断。在临床治疗方面，肺气管树的三维影像还可以为手术提供术前规划和术中的实时三维导航<sup>[33]</sup>，实现针对胸腔内病灶的微创介入治疗<sup>[32]</sup>，免去开腔手术对患者的伤害。

### 1.3.2 论文的主要研究内容

本论文的主要研究工作是以胸肺 CT 数据为基础，在 matlab 平台上对肺实质、肺气管树、肺纹理的分割算法进行测试，并对分割算法进行优化和改进，在提高分割精度和分割速度上做进一步研究。

本文研究的主要内容：

(1) 肺对 Dicom 及 raw 格式下 CT 体数据进行批量读写<sup>[22]</sup>，并针对二维肺实质提取时边界和主气管不连续的情况提出了结合区域生长和形态学处理的三维肺实质抽取方法。实验表明，三维分割出的肺实质区域连续性好，避免了间断的现象，为基于肺质的后序工作提供了良好的准备。

(2) 使用最优阈值生长法对气管树进行三维区域生长，并比较了经过不同预处理方法后生长结果的差异。针对最优阈值生长法分割结果不能反映毛细支气管的细节的问题，提出结合形态学的气管树三维生长方法，由形态学灰度梯度绘制毛细支气管疑似图并引导生长继续进行。实验表明新方法可以提高气管分割结果 1-2 级，有效丰富气管树细节。

(3) 使用 C-V 水平集模型对肺纹理进行分割实验，针对由胸肺 CT 三维数据数据量大而产生的运算处理时间长的问题，本文在 C-V 水平集分割模型中引入小波多尺度分析思想。改进的 C-V 水平集模型在多尺度框架下可以大大缩短分割处理时间并降低噪声对结果的影响。

### 1.3.3 论文组织安排

第一章：绪论。本章简要阐述了课题的研究背景及研究意义、国内外研究现状、研究工作的内容等。

第二章：胸肺 CT 图像的预处理。分析了胸肺 CT 图像中肺气管特点及分割时的难点，并介绍了胸肺 CT 图像降噪和肺质分割的预处理方法。

第三章：胸肺 CT 图像中的气管树分割方法。详细系统的介绍了气管树的分割方法，在已有方法上做了提高精度的改进，并浅谈了气管树分割评价方法。

第四章：多尺度框架下肺纹理的 Level Set 分割方法。介绍了水平集方法在

肺医学影像分割上的应用，在多尺度框架下改善了 C-V 水平集模型的分割速度。

第五章：总结与展望。总结论文研究工作中的创新点及不足，并对肺部医学影像分割算法的发展提出展望。

## 第 2 章 CT 图像的预处理

### 2.1 概述

#### 2.1.1 气管树 CT 图像特点

随着近些年来 CT 医学影像设备的不断发展，扫描时间短、成像速度快、空间分辨率高的新一代 CT 成像设备在医疗影像设备市场中占据了巨大份额。新一代的多排螺旋 CT 可以在不增加 X 射线剂量的情况下，几秒钟完成病患整个胸部的断层扫描。一般的检查者的屏气时间为十几秒，所以多排 CT 可以在呼吸周期内的某一刻完成全部扫描，从而避免运动伪影的产生。得益于多排 CT 成像时间短、空间分辨率高、扫描厚度小的优点，细小的细支气管能够在 CT 图像的层与层之间比较连贯的描述，这为气管树的精细分割提供了良好的条件。

从解剖实验分析中可知，人体的肺气管结构是如图（2.1）所示的倒树形。

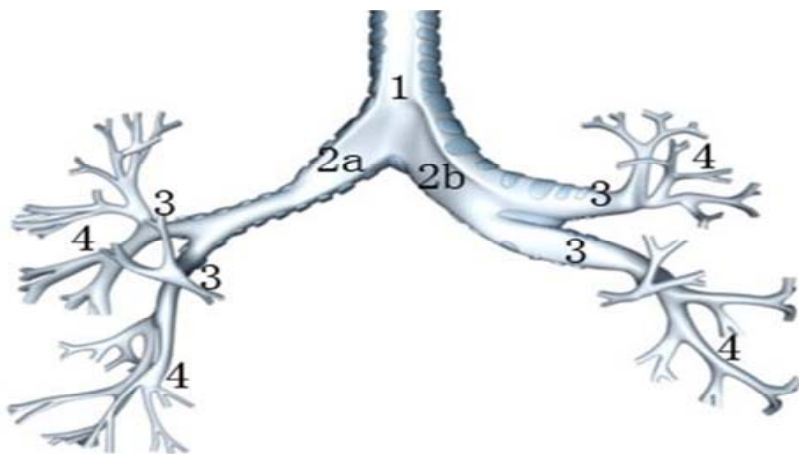


图 2.1 气管树结构示意图

1. 为主气管（trachea） 2a,2b. 为主支气管（main bronchus） 3. 支气管（bronchi） 4. 细支气管（bronchioles）

图 2.1 中 1 是从喉部开始的主气管，2a 和 2b 是由主气管末端分叉得到左右主支气管，再下分一级是支气管 3，细支气管 4 是从 3 的末端发散出来并深入肺实质区域<sup>[5]</sup>，往下分还有更细小的毛细支气管存在，它们直接与肺泡相连，但由于探测成像设备分辨率有限，而且更细小的毛细支气管探测结果对临床诊断和治疗的意义非常有限，因此不做过多的介绍。

在 CT 图像中，所有的气管、支气管都是由气管壁包围着。气管壁由于密度大质地致密，在 X 射线成像中灰度值较高，一般为-300 到 50HU；气管内腔充满的是低密度的空气，在 CT 图像中的灰度大致在-1024 到-800HU 之间；肺实质区域内的非气管区域充斥的是低密度的肺泡和高密度的血管树，由于灰度范围比较大，有的部位难与细支气管区域区分。2003 年，Dirk Bartz 通过对肺部 CT 图像的灰度值<sup>[6]</sup>分布进行分析，得出规律：CT 值小于-950HU，可确认为气管 (airway)；对于 CT 值大于-775HU 的像素，可以确认为非气管区域 (non-airway)；但对于像素 CT 值在-950HU，和-775HU 之间的则为不确定 (uncertain)。

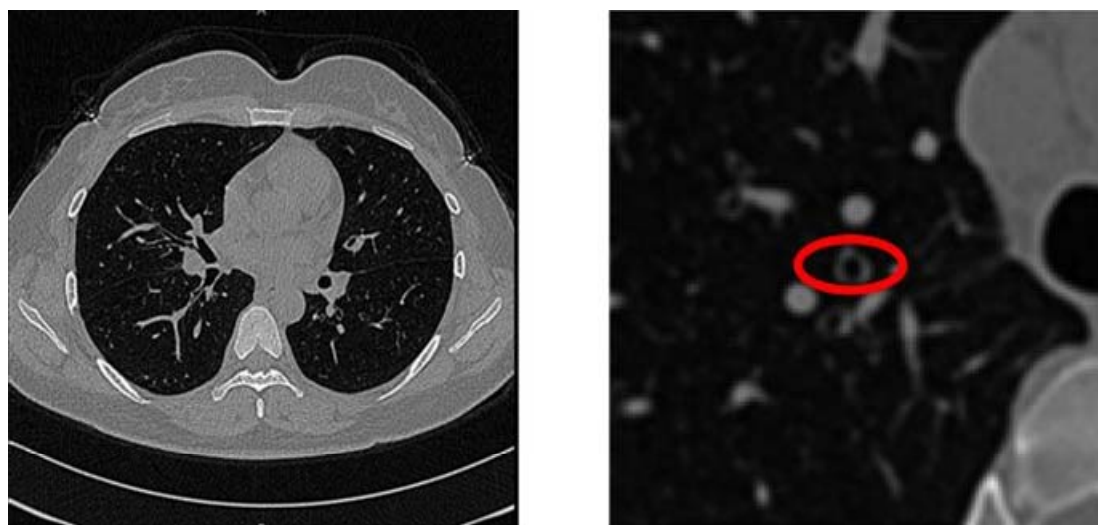


图2.2 胸肺CT切片示意图左图为胸肺CT的切片全景图，

右图胸肺CT局部放大图，红色环内即是在CT切片中的气管结构。

如图 2.2 所示，胸肺 CT 切片图像是一幅 $512 \times 512$ 像素，16 位有符号灰度级的图像。根据上述的气管结构灰度特点可知，由亮环包围着的暗色区域与亮环共同组

成气管区域，并且这个区域在胸肺 CT 图像中占比很小。

### 2.1.2 肺气管树分割难点

气管在胸肺 CT 切片图像中的特点决定了肺气管的分割思路有基于管腔灰度区域的方法和基于管壁边缘轮廓的方法。基于两种方法的算法已有很多种，但是在分割过程中出现了很多问题。基于管腔灰度区域<sup>[7]</sup>的方法中，由于主气管、主支气管、支气管段的气管壁较厚灰度值较高，与管腔内的灰度值差别较大易于通过阈值生长法解决分割问题，但是在低级次的气管段时，如细支气管，由于薄弱的管壁以及噪声的影像，使得细支气管的分割结果很容易弥散到肺实质中，这在气管树的生长过程中称为泄漏现象<sup>[8]</sup>（如图 2.3），意味着分割失败。

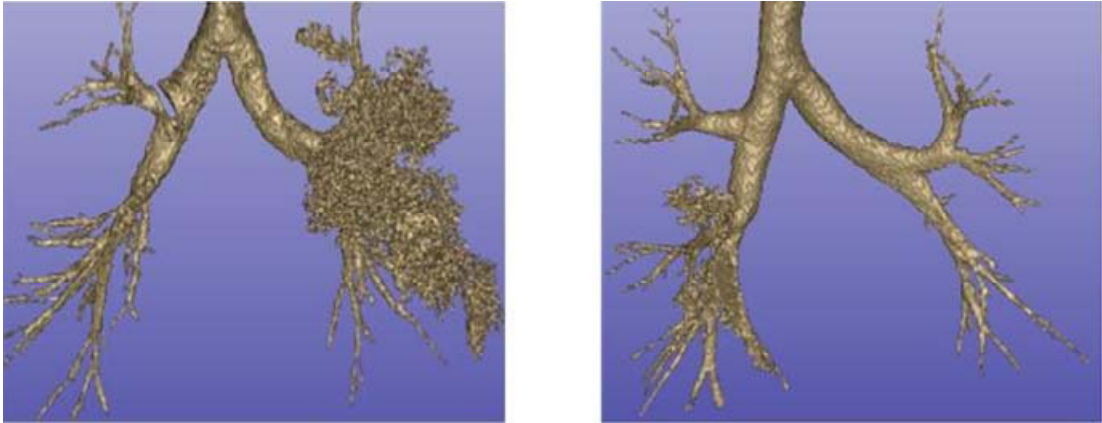


图 2.3 气管树生长过程中的泄漏现象

图 2.3 中显示了由于低级次的气管段管壁薄弱而导致局部的气管生长泄露。在传统方法中为了避免这一现象的发生，只能通过严格生长约束条件来去除气管疑似区域。然而这样做的代价是把大量的真实的气管区域错杀，后果是气管树的细节大量缺失。因此，如何既保证分割质量又避免泄露是基于灰度区域分割方法中的难点。基于轮廓边缘<sup>[9]</sup>的气管树分割方法可以避免灰度区域分割时容易产生泄漏的问题，但是在基于边缘分割算法中，没有简便有效的规则区分血管壁边缘和气管壁边缘。同时为了考虑气管 CT 切片图像层与层之间的联系，算法模型中的边界就需要以三维曲面的形式去考虑，这就涉及到了大数据量下曲面演化的运算时间问题。而在实时性要求比较高的今天，基于轮廓的分割算法模型想要推广，还需要在算法的时间复杂度上进一步改善。

在改善算法运算时间和减少泄漏现象影响两方面,可以先从对图像源的预处理入手。由于胸肺 CT 中的噪声导致泄漏,大部分的非肺质区域增加计算量,所以降噪和肺质分割是预处理的必要步骤。

## 2.2 降噪处理

### 2.2.1 降噪处理技术

随着成像设备的不断更新发展,数字图像在民用、工业和航天国防上的使用越来越广泛,但在仪器成像、图像压缩和图像传输过程中噪声总是不可避免地被引入。这些噪声的分布因成像设备不同,压缩和传输方法不同而存在差异,这些噪声的存在影响了图像的进一步处理和分析,所以在图像进行分割、提取、配准等处理之前要对图像做预处理。降噪处理就是图像预处理中的一个常用处理过程。图像的降噪处理可以在空间域或者频率域进行,二者都是根据噪声和信号在空域或频域上不同的特性进行的。

**空间域法:**主要思想是在空间域上基于灰度值改变对图像像素进行的运算处理。空域滤波器利用的是模板卷积,将模板在图中漫游,并将模板中心与图中某个像素位置重合,将模板上的系数与模板下对应的像素相乘,将所有乘积相加。将模板的输出响应赋给图中对应模板中心位置的像素,模型可以用如下的卷积式描述。

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) \quad (2-1)$$

其中  $f(x, y)$  表示输入图像,  $h(x, y)$  表示空间域运算函数,  $g(x, y)$  表示复原处理后的图像。

**频率域法:**将图像从空间域变换到频率域,在频域下对图像进行滤波处理,再经过变换图像以空间域表示出来。由于空间域上的卷积等同于频域上的乘积,于是有下式描述。

$$F(u, v) = \Gamma\{f(x, y)\} \quad (2-2)$$



$$G(u, v) = F(u, v)H(u, v) \quad (2-3)$$

$$g(x, y) = \Gamma^{-1}\{G(u, v)\} \quad (2-4)$$

其中， $\Gamma\{\}$ 表示某种频域正变换， $\Gamma^{-1}\{\}$ 表示该频域变换的反变换。 $F(u, v)$ 表示原图像  $f(x, y)$  经过频域变换的结果， $H(u, v)$  为复原滤波器， $G(u, v)$  表示修正后的结果， $g(x, y)$  表示  $G(u, v)$  反变换的结果，是最终的图像。滤波过程如下图：

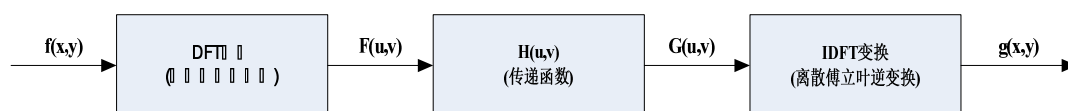


图 2.4 滤波流程图

### 2.2.2 均值滤波

均值滤波是一种局部空域上的滤波技术，这种方法的基本思想是用几个像素的平均值来代替某个像素的灰度。常见的均值滤波算法是对原图像中一个像素求其 8 邻域内所有像素灰度值与该像素灰度值的和，然后对其求平均值（除以 9），将所得结果作为生成图像中该像素的灰度值。如下方法表示该操作：

$$\frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

这是最简单的  $3 \times 3$  非加权邻域均值模板。虽然均值滤波方法有力地抑制了噪声，但同时也产生了边缘模糊的负面效应，模糊了图像的细节，当模板的窗口的半径增大时，这种负面的模糊效应就越明显。

### 2.2.3 中值滤波

中值滤波是一种去除噪声的非线性处理方法，它的基本思想是把数字图像或数字序列中一点的值用该点的邻域中各点值的中值代替。中值滤波算法是对滤波

窗口中的像素按灰度值排序，然后取序列中的中值灰度值赋到该点上。中值的定义如下：一数组  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ ，把  $n$  个数按值的大小顺序排列如下：

$$x_{o1} \leq x_{o2} \leq x_{o3} \leq \dots \leq x_{on},$$

$$y = \text{med}\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\} = \begin{cases} x_{\frac{o(n+1)}{2}} & n \text{ 为奇数} \\ \frac{1}{2} \left[ x_{\frac{o(n+1)}{2}} + x_{\frac{o(n+1)}{2} + 1} \right] & n \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (2-5)$$

$y$  就是序列  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  的中值。中值滤波的效果随着窗口形状和尺寸的不同而不同，通常在窗口大小的选择上倾向于选择奇数，避免加和取均值时产生小数等不必要的麻烦。窗口的形状也是多种多样的，有线形、方形、圆形和十字形。如图(2.4)

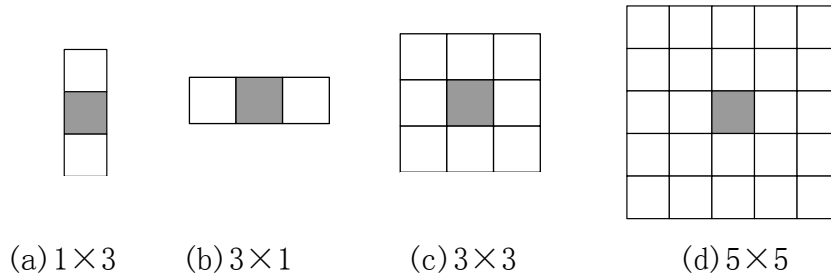


图2.5 不同形状大小的中值滤波器

#### 2.2.4 高斯平滑滤波

高斯滤波器是根据高斯函数的形状来选择权值的线性平滑滤波器。由于高斯函数的形状易于确定，且高斯函数的傅立叶变换和反变换均为高斯函数，因此基于高斯函数的滤波有特殊的重要性。在频域中高斯滤波器的二维表现形式为：

$$H(u, v) = e^{-D^2(u, v) / 2\sigma^2} \quad (2-6)$$

其中  $D(u, v)$  是距傅立叶变换原点的距离， $\sigma$  是高斯曲线的标准差， $\sigma$  的变化表

示了高斯曲线扩展的程度。

### 2.2.5 CT 图像的降噪

对 CT 图像的降噪处理方法<sup>[18]</sup>常用的有：均值滤波、中值滤波和高斯滤波。由于胸肺 CT 数据一般为三维体数据，按滤波作用域又可以分为 7 邻域和 27 邻域。本文以基本的阈值生长方法为例对三种方法的去噪效果进行比较。

体数据  $V \quad v_{xyz} \in V$

均值滤波：
$$f(x, y, z) = \frac{1}{mnl} \sum_{(i, j, k) \in S_{xyz}} v(i, j, k)$$

中值滤波：
$$f(x, y, z) = Med\{v_{ijk} \mid (i, j, k) \in S_{xyz}\}$$

其中  $S_{xyz}$  是结构元素， $i, j, k$  为结构元素中的索引。

高斯滤波：滤波器  $H(i, j, k) = e^{-\frac{(i^2 + j^2 + k^2)}{2\sigma^2}}$

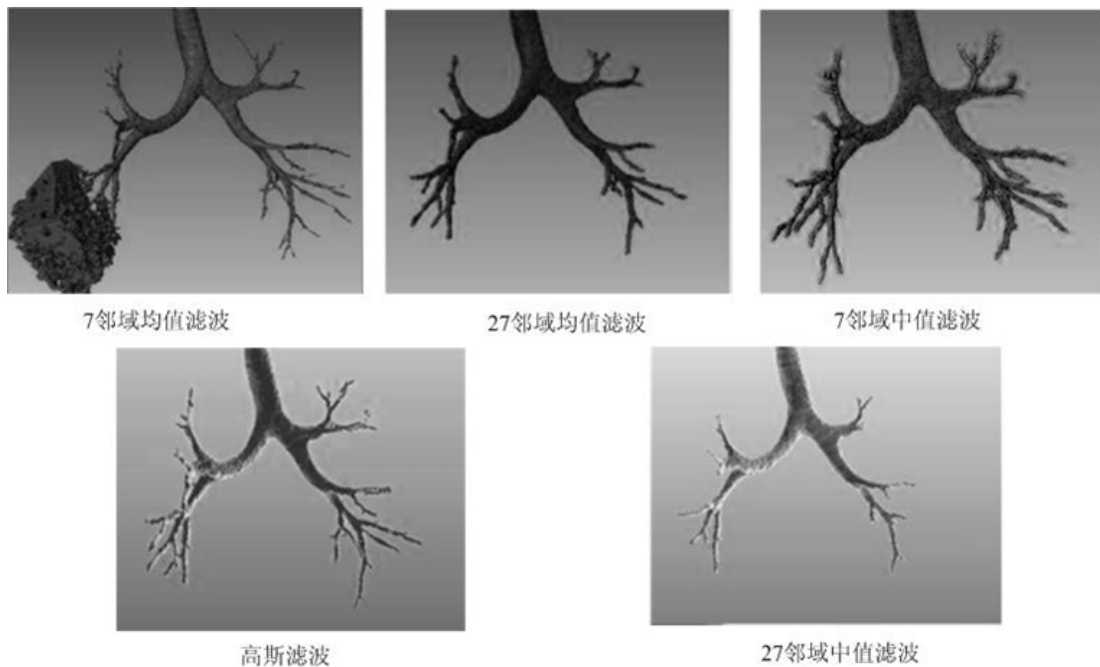


图 2.6 三种滤波处理对生长结果的影响对比

通过简单的气管生长实验可以看出，7 邻域的均值滤波不能够有效改善分割中的泄漏现象，27 邻域中值滤波后的分割结果丢失了大量的气管树细节，在剩下的三种滤波方式中，7 邻域中值滤波后的生长结果支气管的细节最丰富，高斯滤波的结果中支气管细节较丰富，再其次是 27 邻域均值滤波。由于 7 邻域中值滤波的效果突出，本文实验中对胸肺 CT 的预处理过程中采用了该方法进行降噪处理。

## **2.3 肺实质分割**

### **2.3.1 肺实质分割方法**

使用多排螺旋 CT 在获取胸肺影像时，被检测者平躺在检查床上，通过检查床的水平移动来实现探测器对被检测区域的扫描。这种方式的扫描结果<sup>[25]</sup>使得 CT 成像的视场中不仅包含人体的胸腔区域，还包含空气背景、衣物等对临床诊断无意义的区域。当检测目标只是肺组织时，骨骼、肌肉和其它脏器如心脏、胃等也都划分到非感兴趣区域。在计算机辅助诊断分析系统中，为了突出感兴趣区域，同时减少后续计算的运算量，有必要对原始的胸肺 CT 进行肺实质区域分割。

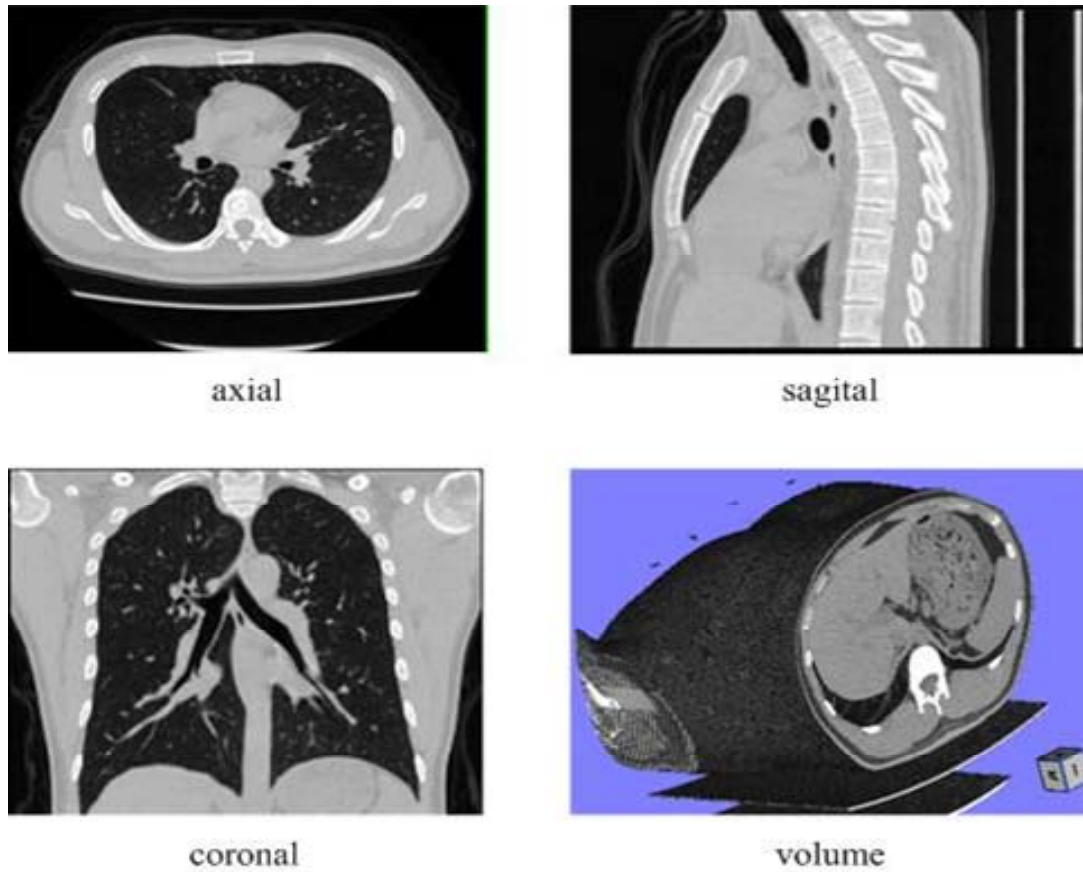


图 2.7 从左到右至上而下分别是

胸肺CT图像的轴向图、矢面图、冠状面图和三维立体图。

肺质分割已有的方法有许多种，这些方法都是基于阈值法、区域生长法、模式分类法发展起来的，阈值分割法<sup>[12]</sup>是传统的肺实质分割算法，分割速度快，但它对气管、支气管以及躯干以外的区域分割效果不理想，而且在阈值<sup>[26]</sup>的选择上也存在实际困难。区域生长法<sup>[16]</sup>是将具有连通性并且特征相近的非肺质区域提取出来的一种算法，它能够快速的分割肺质区域并保留弥散性边界，但它会忽视强梯度边界包围的区域，同时种子点的选取、生长合并条件的制定对结果的影响也十分显著。模式分类法<sup>[17]</sup>需要先验知识的引入，采集大量的训练样本并提取图像特征，虽然该方法在分割的效果上较好，但训练和分割的处理时间长、算法复杂度高，这决定了模式分类法不适合应用在胸肺 CT 的预处理环节中。

兼顾分割效果和运算时间，本问涉及的实验在预处理阶段综合使用了区域生

长、阈值分割和形态学处理技术来进行肺实质分割。分割的过程如下图：

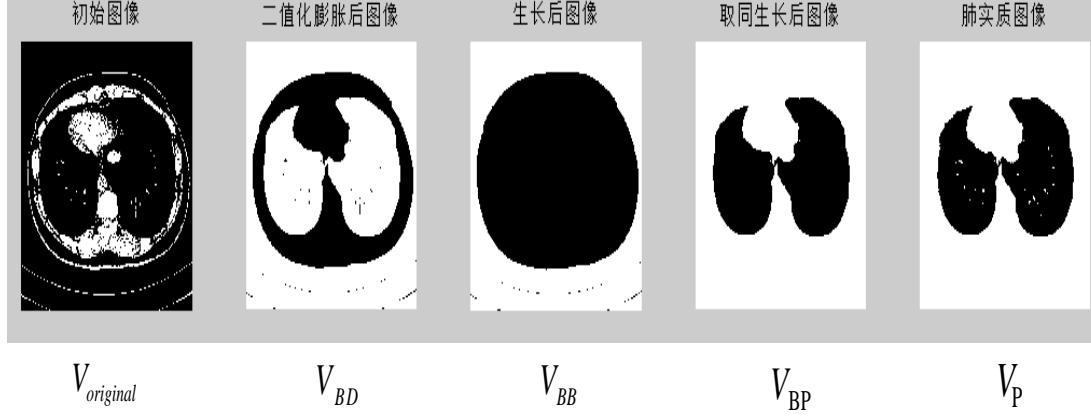


图 2.8 肺质分割过程

$$V_{\text{初}} \rightarrow T_{\text{阈}} \Rightarrow V_B,$$

初始的胸肺 CT 图像通过设定阈值得到二值化后的图像  $V_B$ 。

$$V_B \oplus S \Rightarrow V_{BD},$$

二值图像  $V_B$  经过形态学膨胀操作得到背景连通的图像  $V_{BD}$ 。

$$V_{BD} \rightarrow \text{背景生长} \Rightarrow V_{BB},$$

在背景区域设置种子点进行生长得到生长后的图像  $V_{BB}$ 。

$$V_{BB} \cap V_{BD} \rightarrow \text{背景生长} \Rightarrow V_{BP},$$

对  $V_{BD}$  和  $V_{BB}$  取同, 然后抽取胸腔中肺实质以外的区域, 取反后得到的是肺实质区域  $V_{BP}$ 。

$$V_{BP} \cap V_{\text{初}} \Rightarrow V_P,$$

引入初始图像, 得到肺质区域的图像。



### 2.3.2 肺质分割结果比较

传统的肺质分割方法都是在 CT 的切片上二维分割方法<sup>[29]</sup>，这种分割方式忽视了切片层与层之间的联系，导致提取出来的肺实质体数据不连贯。本文将上述步骤以二维和三维两种方式实现胸肺 CT 肺质图像的分割，分割效果如图：

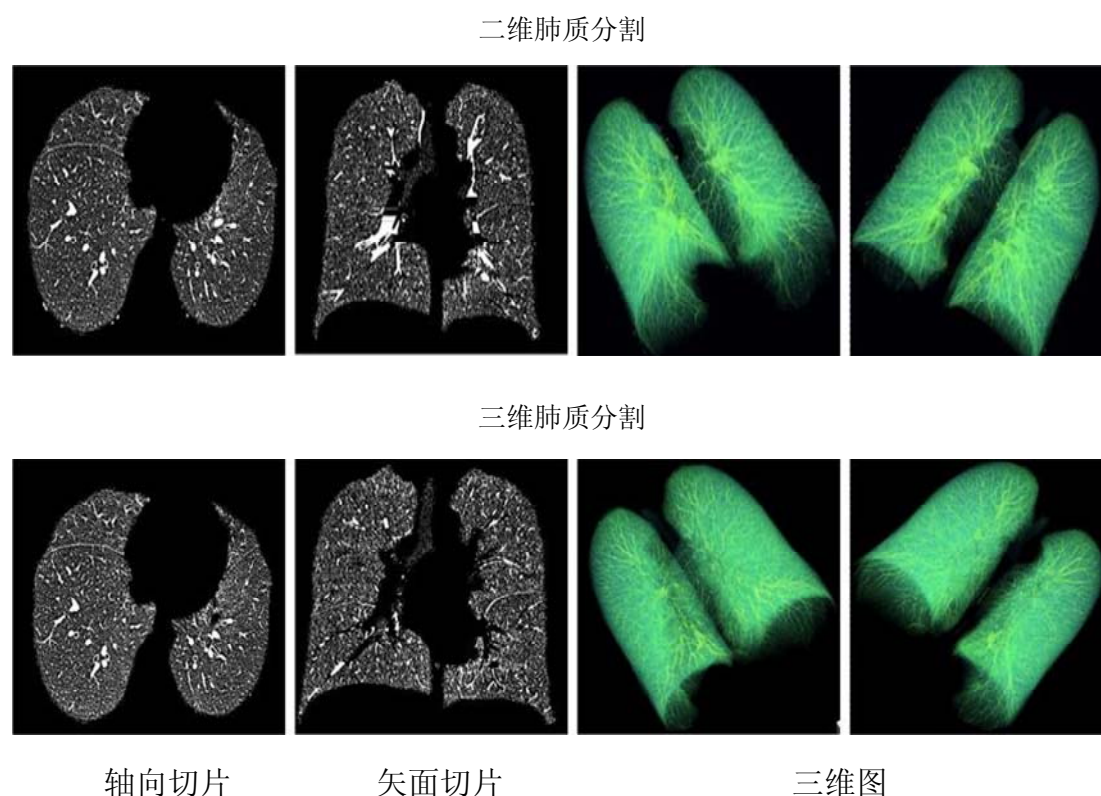


图 2.9 二维肺质分割与三维肺质分割效果对比

图中的矢面切片图可以明显的看出在二维肺质分割结果中存在大面积的间断区域，这部分区域由于在独立的一张切片上分析时，不能明确给出是否为肺质区域的判断，因此在几张连续切片的分割结果中产生了分歧<sup>[30]</sup>。三维肺质分割算法中把胸肺 CT 图像当成一个完整的体数据，在体数据中充分考虑了层与层之间的关联性，因而在没有出现间断现象。

鉴于三维分割算法较二维分割有明显的优点，本文涉及到后续实验均采用三维肺质分割结果。

## 2.4 本章小结

本章从气管树在CT图像中的成像特点开始,简要阐述了气管树分割方法不可避免的会遇到泄漏和运算时间长的问题。简单介绍了图像处理降噪技术的集中基本方法,并比较了各种降噪方法对胸肺CT图像的处理效果。之后,又介绍了针对肺实质区域的分割方法,并比较了肺实质分割方法中三维分割方式的优势。

## 第3章 气管树分割方法

### 3.1 肺气管树分割研究现状

当前国内外已有的不少的气管分割算法<sup>[38]</sup>，这些算法多数是基于区域或者基于边缘的分割思想，其中比较有代表性的算法有如下几种：

基于参数自适应的气管树区域生长法<sup>[10]</sup>，是将气管树的分割细分到段，主气管、分叉点、主支气管…，逐级划分，生长的条件和参数值随着段的改变而调整。这种方法的缺点在于分割过程中参数太多，算法的计算量大，耗时较长，同时分割精度也不让人满意。

血管引导的肺气管树分割<sup>[11]</sup>是一种基于神经网络的分割方法，它是先将气管树粗分割，将分割得到的体素作为训练集训练网络，得到疑似气管体素后再计算临近血管的方向，利用肺血管与细支气管伴行的特点，将方向一致的体素划归到气管区域。虽然该方法分割精度高，但是训练网络和引入血管的矢量方向大大增加了算法复杂度，且可移植性差。

最佳阈值生长法<sup>[12]</sup>也是一种基于区域生长的分割方法，它通过对生长结果进行泄漏检测而自动调整约束生长的阈值，并输出最优的分割结果。该方法简单快速，但对泄漏检测的算法侧重较多，而且分割精度也不高。

重建和分割并行的肺气管树分割方法<sup>[13]</sup>，它是利用 fast marching 的波面传播来分割气管树区域。分割过程中需要逐级提取气管树骨架和分叉点，通过监测分割结果的半径变化和连通性来检测泄漏。该算法缺点是对泄漏的判断复杂度较高，图像的预处理时间长。

主动轮廓法<sup>[14]</sup>是基于边界的肺纹理（肺气管、肺动脉血管、肺静脉血管）的分割方法，通过构建能量模型将轮廓曲面用一个能量泛函表示，能量泛函的极值就是目标的轮廓边界曲面。该方法的缺点在于不能将肺血管和肺气管自动分离，

并且运算量大、曲面演化时间长。

此外国外还有通过先验知识构建标准的气管模型库<sup>[15]</sup>，利用人体肺气管树分布有相似性的特点，通过自动匹配的方法寻找最近似的支气管结构，该方法对肺气管库的建立要求极高，同时这种方法得到的结果不能反映出病人的真实病理情况，没有临床意义。

### 3.2 交互式人工气管树分割方法

交互式人工气管分割方法是传统的医学分割方法，早在计算机辅助分析技术引入到医学影像分析领域前，CT 切片中的感兴趣区域是要由经验丰富的放射影像分析师手动标记出来。本文借助医学影像分析软件 ITKsnap 对胸肺 CT 切片中的气管区域手动标记，操作界面如图 3.1：

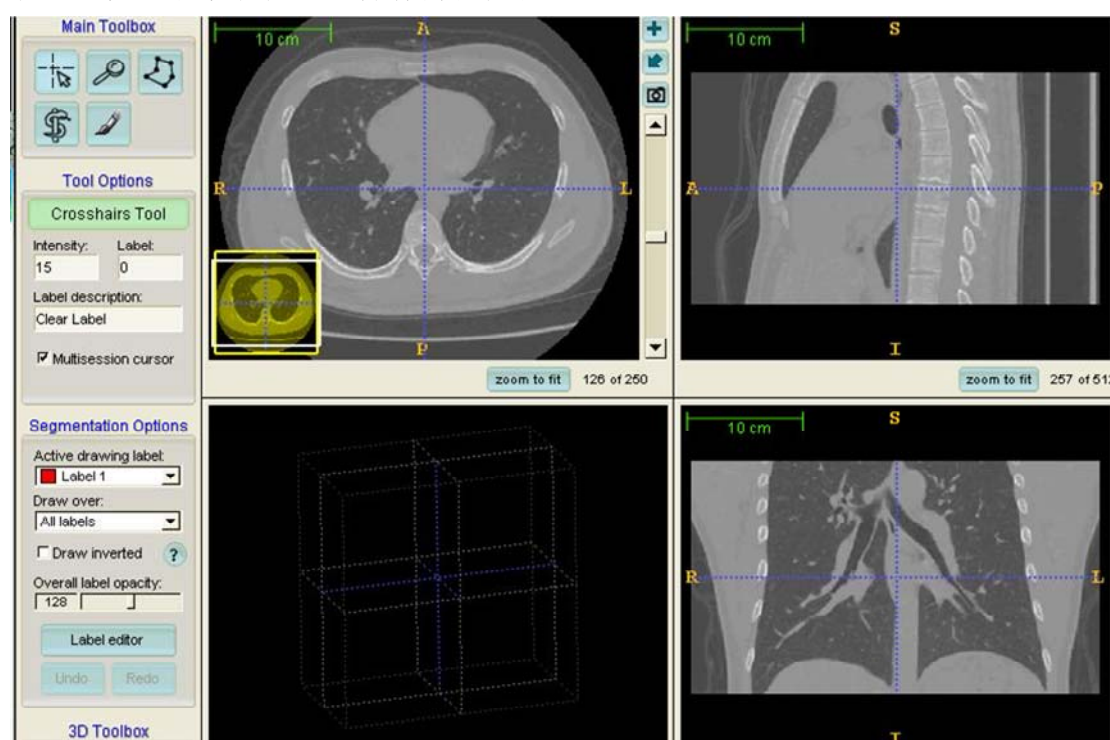


图 3.1 使用Itksnap对肺气管区域进行手动标记界面

手动标记过程是对白色气管壁包围的暗色气管腔标记，图 3.2 中的红色区域是已经标记完的气管区域。一层切片标记完成之后对临近的下一层切片继续标记，

直至完成所有切片的标记，然后将标记出来的气管树以切片形式输出并三维绘制。图 3.2 中 B, C, D 为三维绘制后的气管树手动分割结果，图中气管树分割完整且细节丰富。

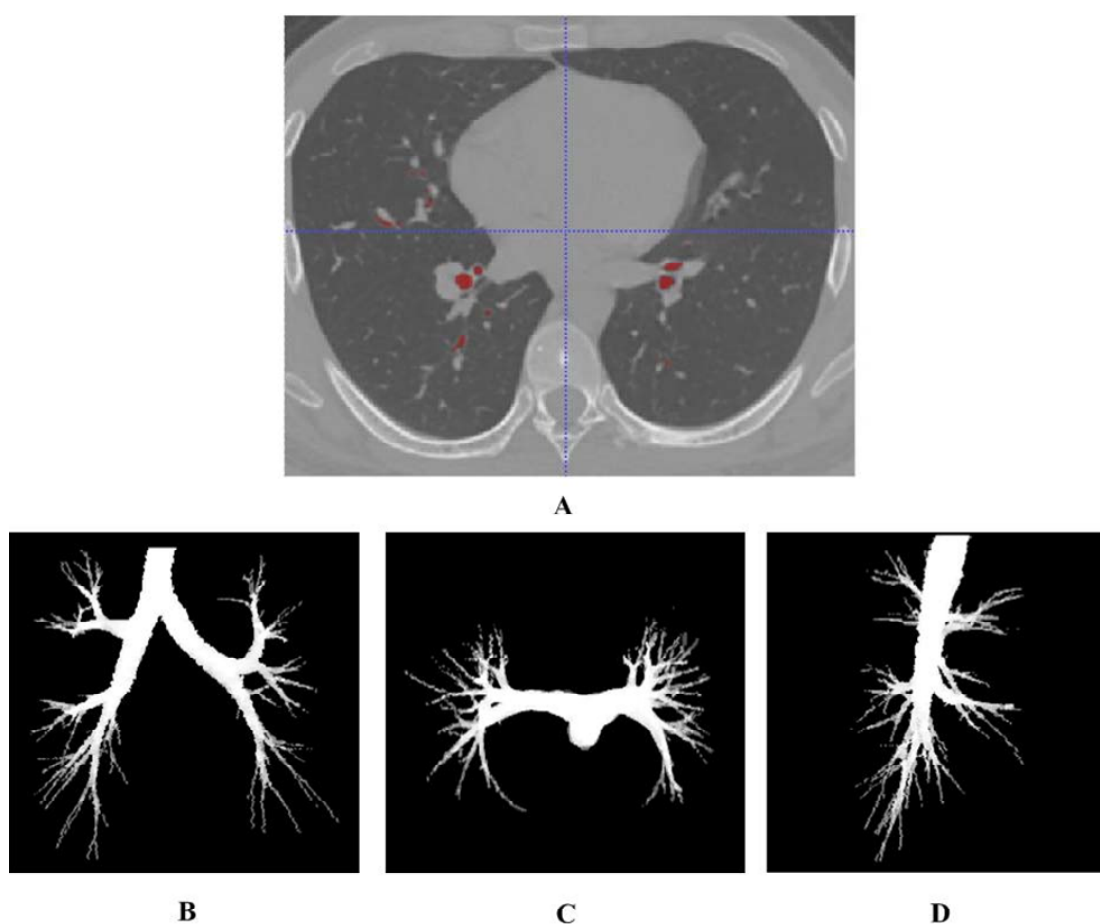


图 3.2 A为单层切片标记结果，B,C,D气管树手动分割结果的三维显示

手动分割的数据集：胸肺 CT 的数据由无锡第二人民医院提供，TOSHIBA CT Aquilion ONE (mA=371, kVp=120, Thick=1 mm) 采集，数据集为  $512 \times 512 \times 475$  个体素，每个体素所占空间为  $0.689 \times 0.689 \times 0.799 \text{ mm}^3$ 。

虽然手动分割的结果令人满意，甚至业界将手动分割的结果作为“金标准”去衡量其它气管分割算法的优劣。但是数百张的 CT 切片由影像分析师逐一读片标记的工作量巨大，操作单一、枯燥、繁琐，而且过程中引入了人为的主观因素，这使得医师的个人经验和理论知识储备水平极大的影响了分割的结果，因此，误判和漏诊现象时有发生。

### 3.3 最优阈值气管树分割方法

最优阈值生长法是基于区域的分割方法，适用于分割连通性强、目标背景占比小的目标区域。针对气管树在 CT 图像中的结构和灰度特点，本文在 matlab 平台上采用最优阈值区域生长法进行气管树分割算法实验，流程图如图 3.3。

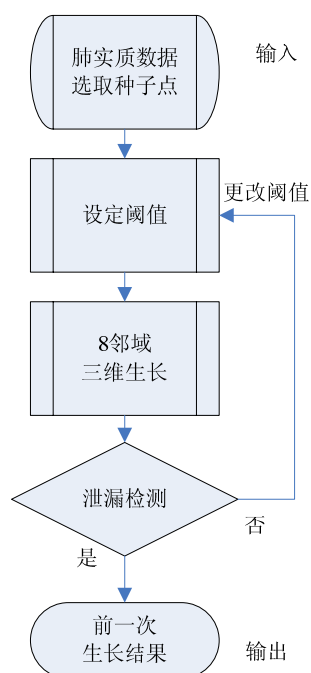


图 3.3 最优阈值生长法流程

就区域生长法而言，需要设置的参数有两个，分别是阈值和种子点。在种子点的选取上，通常设置在主气管的顶端也就是胸肺 CT 切片数据第一张中的气管区域，生长过程采用 8 邻域的三维生长方式，气管树的抽取至上而下。在阈值的选取上，为了自动获取最优的阈值，算法中引入了泄漏检测规则和阈值递增法则，实验的初始阈值  $T_0$  设定为一个保守阈值，本实验从经验值（-960HU）开始，每次生长结束后阈值增加 10HU，直至结果中检测到泄漏。当泄漏现象被探测到时，迭代过程终止，并取上一次的阈值  $T_k$  分割结果作为最优阈值生长的结果输出。对泄漏的检测规则是通过比较阈值递增过程中前后两次分割抽取的体素总量的变



化，当泄漏发生时，生长区域扩散到肺实质，这会使分割出的体素总量大幅增加。  
泄漏检测的判断规则如下：

$$V = \{v_i | i = 1, 2, \dots, N\} \quad i \text{ 为体素索引, } N \text{ 为体素总数}$$

$V^k$ ：第  $K$  次生长所标记的体素

$V^{k+1}$ ：第  $K+1$  次生长所标记的体素

$$\Delta V = V^{k+1} - V^k \quad \text{两次生长后体素之差}$$

$$\Delta V / V^k \geq 15\% \quad \text{认定泄漏发生}$$

$$V^k \quad k = \max\{k | \frac{\Delta V}{V_k} < 15\%\} \quad \text{最优阈值生长结果}$$

$V^k$  表示第  $k$  次生长标记出的体素总量， $\Delta V$  表示相邻两次生长标记出的体素总数之差。当比值  $\Delta V / V^k$  小于经验值 15% 时被认为没有产生泄漏，当大于等于 15% 时则被认为泄漏发生。

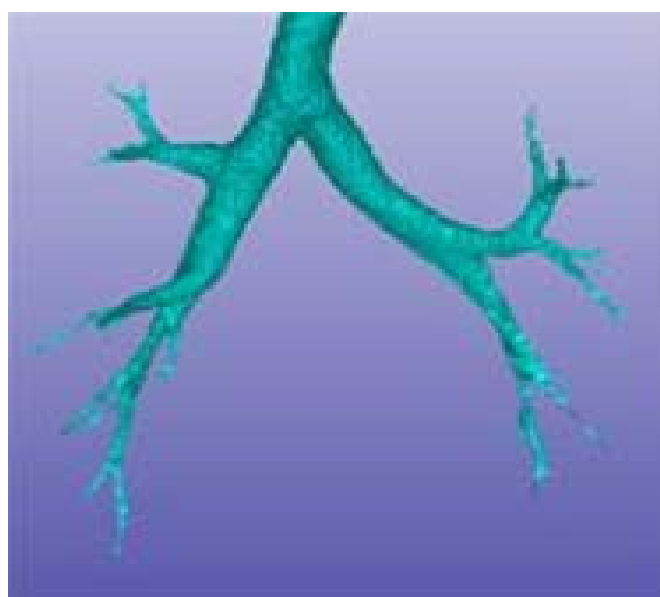


图 3.4 最优阈值生长法分割结果

最优阈值生长法算法虽然能够完成主气管树的分割，对 5 到 8 级的支气管分割不够细致，大量细节丢失，阈值递增过程中 10HU 的递增步长精度较低，分割精度

仍需进一步提高。另外由于在算法中存在经验值，算法鲁棒性不高。

## 3.4 形态学引导的气管树生长方法

### 3.4.1 形态学概述

形态学(morphology)一词传统意义上代表的是生物学一个分支,是关于研究动物和植物的形态和结构的学科。图论中的形态学是在集合代数的基础上通过物体和结构元素相互作用的某些运算得到物体更本质的形态(shape),它使用集合论方法定量描述目标的几何结构。

在用形态学方法处理图像时,首先要设计一个探测周围图像信息的模板,称为结构元素。结构元素一般是一些小的简单的集合,如圆形、正方形等集合。这些结构元素在图像中不断的移动,并判断结构元素能否和图像中的某些结构相匹配。当满足匹配验证的条件时,对匹配的结构做指定的处理,从而得到关于图像结构的信息。通常图像的结构信息与结构元素尺寸和形状的选择有关,选择不同的结构元素可完成对图像不同方面的分析,得到不同的分析结果。

使用形态学的方法处理和分析图像即是对物体和目标的形态分析,在形态学分析方法中有四种最基本的运算,分别为腐蚀、膨胀以及由它们组合得到的开运算、闭运算。

### 3.4.2 腐蚀

对  $Z$  中的集合  $A$  和  $B$ , 使用  $B$  对  $A$  进行腐蚀, 用  $A \ominus B$  表示, 并定义为:

$$A \ominus B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\} \quad (3-1)$$

公式表明,使用  $B$  对  $A$  进行腐蚀就是所有  $B$  中包含于  $A$  中的点  $z$  的集合用  $z$  平移。如图 3.5, 将  $B$  看成模板, 那么  $A \ominus B$  则是由在模板平移过程中, 所有可以填入  $A$  内部的模板的原点组成。

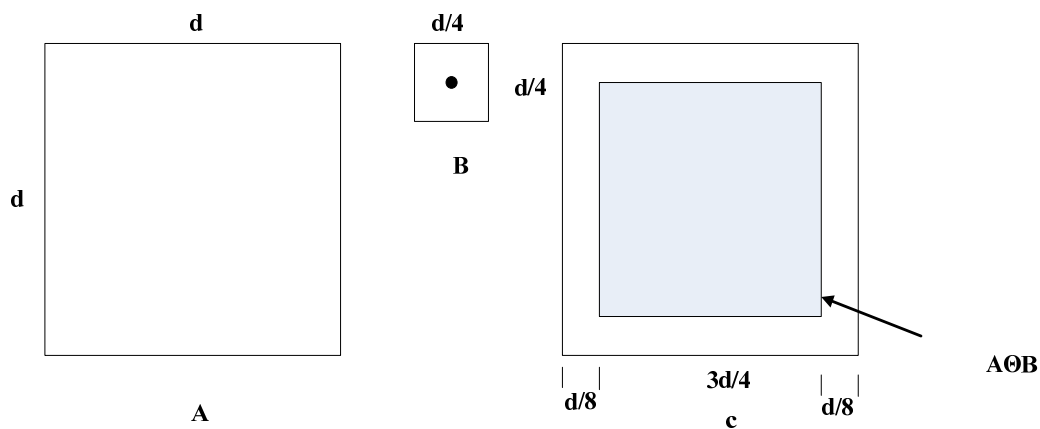


图3.5 A为集合；B为方形的结构元素，

C为由B对A的腐蚀，阴影部分为腐蚀结果。

### 3.4.3 膨胀

A 和 B 是 Z 中的集合，A 被 B 膨胀定义为：

$$A \oplus B = \left\{ z \mid (B)_z \cap A \neq \emptyset \right\} \quad (3-2)$$

公式中 B 相对于自身原点的映像进行 z 平移为基础的，A 被 B 膨胀是所有位移 z 的集合，也可以理解为 B 和 A 至少有一个元素是重叠的。据此，公式又可以改写为

$$A \oplus B = \left\{ z \mid [(B)_z \cap A] \subseteq A \right\} \quad (3-3)$$

B 称为膨胀的结构元素。

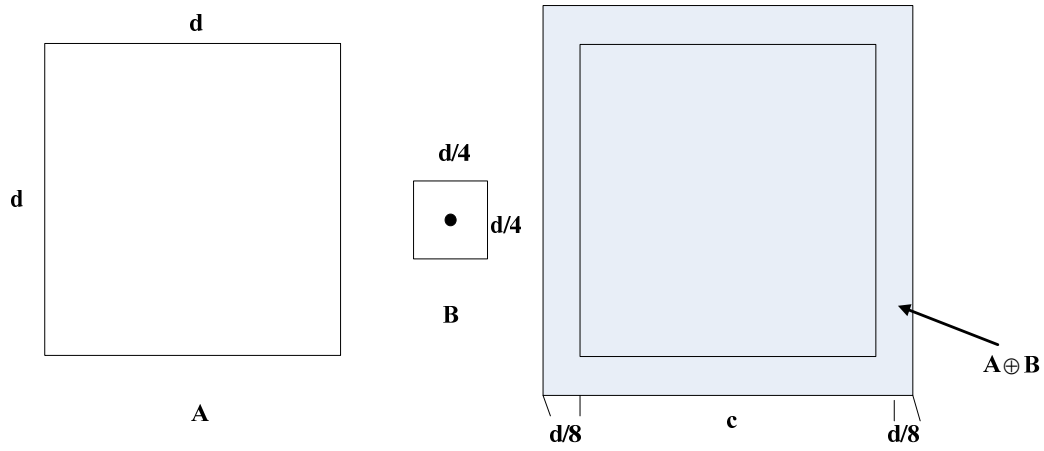


图 3.6 A为集合；B为方形的结构元素；

C为由B对A的膨胀，阴影部分为膨胀结果。

#### 3.4.4 开操作和闭操作

使用结构元素 B 对集合 A 进行开操作，表示为  $A \circ B$ ，定义为：

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2-10)$$

也就是先用 B 对 A 腐蚀，然后用 B 对腐蚀结果再进行膨胀。开操作可以用来消除小物体、在纤细点处分离物体、平滑较大物体边界，同时不明显改变其面积。

同样的，使用结构元素 B 对集合 A 进行闭操作，表示为  $A \bullet B$ ，定义为：

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2-11)$$

也就是先用 B 对 A 膨胀，然后用 B 对结果再进行腐蚀。闭操作多用来填充物体内小空洞、连接临近物体、平滑物体边界并且不明显改变其面积。

#### 3.4.5 形态学灰度梯度引导的气管树分割方法

通针对最佳阈值生长法，本文提出了一种由形态学灰度梯度图引导，结合最佳阈值生长法的气管树分割方法。框架流程图如图 3.7 所示，气管树的分割过程分两步进行：第一步，利用最优阈值区域生长法对气管树完成粗分割；第二步，利用形态学灰度梯度处理得到支气管的疑似图，再以第一步的分割结果作为种

子，由疑似图引导完成第二步的生长，完善气管树的分割细节，实现精细分割。

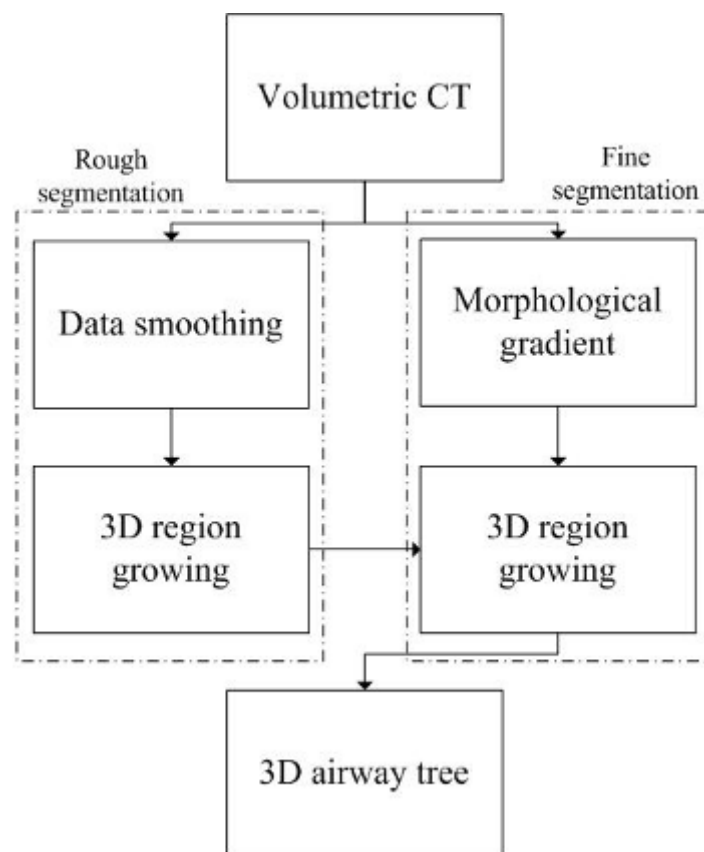


图 3.7 形态学灰度梯度引导的气管树分割流程框图

气管树的粗分割过程是先对 CT 数据进行预处理——肺实质分割及降噪，然后按照最佳阈值生长法的流程对数据进行分割。由于最佳阈值生长法的分割结果精度不高、细节不丰富，放宽阈值约束条件又会导致生长泄漏，于是引入了形态学灰度梯度以引导细支气管生长。

细支气管的有半径小、管壁薄等特点，在 CT 图像中管腔和管壁的对比度也不高，管壁时常还有破损的现象。针对以上问题，引入形态学方法对细支气管做进一步分析处理，处理的步骤如下（图 3.8）：

形态学灰度膨胀：
$$V_{dilatation} = V \oplus S \quad (3-4)$$

形态学灰度腐蚀:  $V_{ersion} = V \ominus S$  (3-5)

形态学灰度梯度:  $V_{gradient} = V_{dilatation} - V_{ersion}$  (3-6)

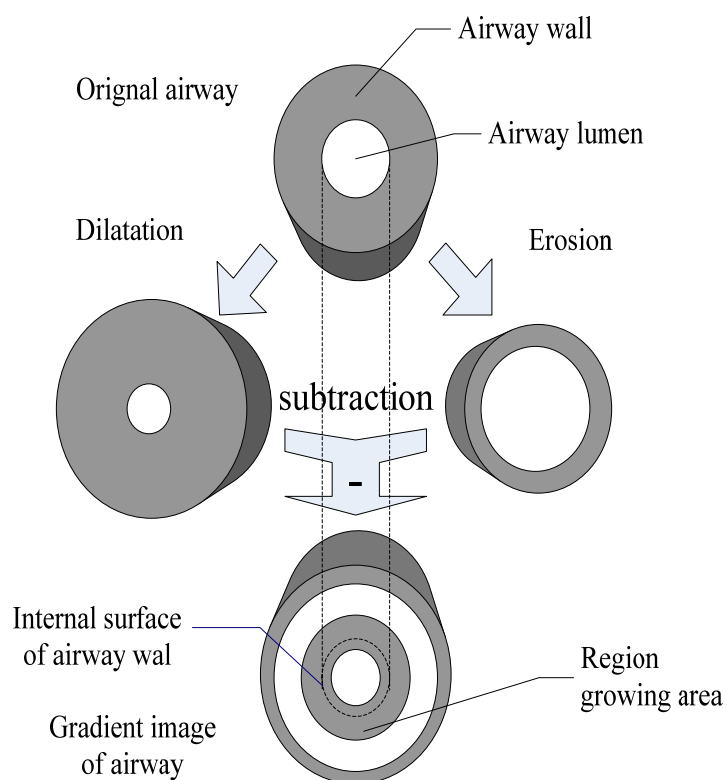


图3.8 支气管形态学灰度梯度

利用支气管壁和管腔的灰度差异，分别对图像做 27 邻域的三维形态学灰度膨胀和腐蚀，膨胀和腐蚀得到的气管壁分别变“厚”和变“薄”，再由二者做差得到的气管梯度图像。如图 3.8 所示的多环多层结构即为气管梯度图，该结构中突出强化了原气管的内壁和外壁，由于气管内壁接近管腔区域，且灰度值较高，不会因为灰度值与肺实质接近而产生生长泄漏，所以选择内壁区域作为支气管近似区域引导细支气管生长。

为了能够在最大限度的扑捉气管树中细支气管的细节，用于引导精细生长的支气管疑似图使用最原始的胸肺 CT 图像作为初始数据，得到灰度梯度图像后为

便于引导后续生长，做二值化处理。此时得到的图像如 3.9C 所示，气管区域由两个白色的环组成，内环及内环包围的区域是要进一步分割的目标区域。在细支气管段，经灰度梯度处理后的气管内腔仅有单像素空间。于是进行填充操作，对所有体素遍历，当非气管疑似体素的 26 邻域内有 22 个以上体素是气管疑似像素时，将该体素标记为气管疑似体素。此方法将灰度梯度二值图像中细支气管区域的内环腔区域填充为实心，如图 3.9D 红色箭头所指。

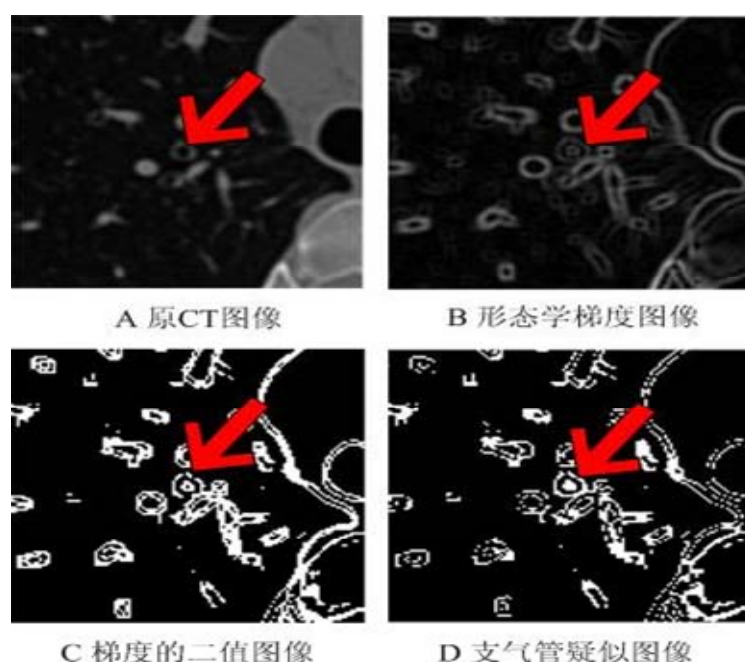


图3.9 气管疑似图像的获得

$$M = \{m_i \mid i=1,2,\dots,N\}, m_i = \begin{cases} 0 & \text{unsuspected voxel} \\ 1 & \text{bronchioles suspected voxel} \end{cases} \quad (3-5)$$

M 表示支气管的疑似图，m 为疑似图像中的像素，i 是对像素 m 的索引。在二值图像 M 中，标记为 0 的点为非疑似区域，标记为 1 的点为疑似区域。

$$V = \{v_i \mid i=1,2,\dots,N\}$$

$$M = \{m_i \mid i=1,2,\dots,N\}$$

V, M 分别代表 CT 图像与支气管疑似图像。

种子点:  $V^k$

以粗分割结果得到的主气管树作为种子。

约束条件:  $v_i \leq T_{\text{exp}} \ \&\& \ m_i == 1$

放宽阈值并引入疑似图像约束。

精细气管树的生长,是在粗分割的气管树分割结果上做进一步生长,由于精细生长过程有了支气管疑似图像的引导,阈值生长的约束条件就可以大大放宽,本实验中将约束阈值  $T_{\text{exp}}$  在原最优阈值  $T_k$  的基础上增加 20HU,这是一个经验值,根据最优阈值的生长的情况而定,当最优阈值  $T_k$  非常小时可适当增加  $T_{\text{exp}}$ ,但一般 20HU 的跨度已能够满足精细生长的要求。

最后,在气管树粗分割的结果上,合并连接精细生长的结果,以二维切片形式输出。

### 3.5 分割结果显示与分析

本文对三组不同检测者的胸肺 CT 数据进行了形态学灰度梯度引导的最佳阈值生长法实验,分割结果经 matlab 打包以二维 DICOM 图片组形式输出。VolView 3.4 是一款基于 VTK 开发的医学图像显示软件,为查看分割的三维显示效果将结果导入 VolView,显示结果如图 3.10 所示, A、B、C 分别为三组胸肺 CT 数据经形态学灰度梯度引导生长后的分割结果,图中标记为红色的细支气管在绿色主气管树上延伸出来。三维显示结果表明,精细生长得到红色的细支气管有效丰富了气管树的细节,提高了分割精度。



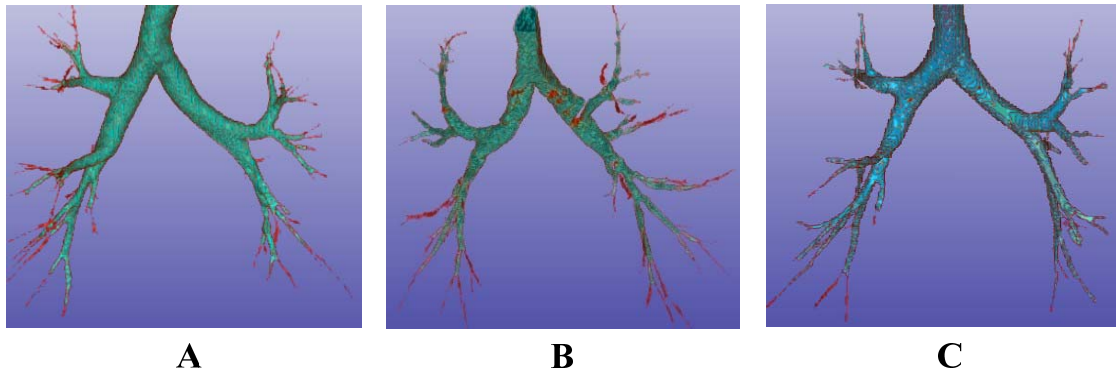


图 3.10 三组胸肺CT的分割结果

表 3.1

形态学灰度梯度引导的气管树分割(MGRG)结果与最优阈值(RG)生长结果对比

Order of bronchial tree division	patient A		patient B		patient C	
	MGRG	RG	MGRG	RG	MGRG	RG
1 <sup>st</sup>	1	1	1	1	1	1
2 <sup>nd</sup>	2	2	2	2	2	2
3 <sup>rd</sup>	4	4	4	4	4	4
4 <sup>th</sup>	8	8	8	8	8	8
5 <sup>th</sup>	16	14	16	15	16	16
6 <sup>th</sup>	29	21	24	19	20	17
7 <sup>th</sup>	20	10	14	9	11	9
8 <sup>th</sup>	10	2	18	3	5	3
9 <sup>th</sup>	4	0	12	0	6	0
10 <sup>th</sup>	0	0	2	0	0	0
Total	94	62	101	61	73	60
Branch Detection Improve	48.39%		65.57%		21.67%	

表 3.1 定量的比较了形态学灰度梯度引导的生长法与传统的最优阈值生长法在

分割枝条细节上的差异。三组分割结果可以看出，形态学灰度梯度引导的方法对 B 组 CT 数据的分割结果提升巨大，分支数增加了 65.57%，最不明显的 C 组 CT 数据分割结果也提升了 21.67% 的枝条细节。不仅如此，在细支气管的探测能力上也普遍提升了 1-2 个级次，尤其在 B 组 CT 的分割结果统计中可以看到分割精度已经达到第十级细支气管。

## 3.6 气管分割质量评价

### 3.6.1 医学影像分割评价方法概述

图像分割是对通过对感兴趣区域提取的过程，通常使用基于区域或基于边缘的思想来设计分割算法<sup>[37]</sup>，算法实现的目标是使区域或边缘的内部和外部分别具备相似的特征（强度，纹理等）。医学影像分割的目的是对医学图像进行计算机辅助的分析处理，其分割结果用于检查诊断、手术规划、目标三维重建及放射性治疗评价等都具有重要意义<sup>[19]</sup>。随着医学影像计算机辅助分析系统的推广，医学图像的分割算法大量涌现，但要应用在临床诊断和辅助治疗中仍需通过一套全面严格的图像分割算法评价机制。目前对医学图像分割结果的评价<sup>[35]</sup>通常是以经验医师的主观判断为准则，尽管分割结果的最终信宿是人的视觉，但科学定量的比较、评价不同算法的优劣是仍是必需的，这项工作既意义中大又极具挑战。

针对医学影像分割算法，制定客观的、全面的、定量的评价体系首先要解决如下两个难题：

（1）不同成像仪器（CT、MRI、PET、US 等）对不同组织器官呈现的医学图像特点差别很大。一般情况下，一种医学影像分割算法只在一种成像设备下对某个器官有效，目前还没有一个通用的医学影像分割方法，也无法制定一个通用的客观评价准则。

（2）对同一组医学图像进行分析，不同的影像分析专家往往会给出不同的分割结果，因人而异的分割结果使得计算机辅助分割算法的评价很难有一个统一的结果，因此，医学影像分割领域需要一个“金标准”的医学分割数据库。

### 3.6.2 分析法与实验法

医学图像分割算法评价方法的研究工作一度被忽视，因此它的发展落后与对分割算法的研究。1977 年，Yasnoff 等人提出错误分类百分比和像素距离误差两个测度，1986 年 Canny 又从边缘的角度提出了边缘检测准则。之后章毓晋总结前人的大量工作并进行了总结，他将评价方法归结为两类：分析法和实验法，并

做了简略阐述。

分析法是基于算法自身原理优劣的评价方法。评价准则涉及到对先验知识的利用程度、算法的空间复杂度、时间复杂度、算法运行方式及算法的鲁棒性等。从算法理论模型和性能的角度去衡量算法的优劣是分析法的特点。

实验法是通过分割算法的实例分析，从分割的结果对算法评价的方法。在实验法基础上又有有监督评价法和无监督评价法之分。有监督评价法是通过与已提供的标准结果对比，对算法分割结果进行误差分析、评价。无监督法是借助分割结果自身的统计特性来评价分割算法。

### 3.6.3 测度评价

评价测度<sup>[35]</sup>是对算法性能优劣评价的数学描述，目前图像评价领域内的评价测度有很多，典型的评价测度有：可靠性、精确性、区域统计特性和效率。

可靠性：是从统计学角度分析分割算法在重复分割同一目标区域时的结果稳定性。一般可从三个方面去考察一个算法的可靠性。

- (1) 一个操作者对一幅图像中指定目标使用同一算法分割  $N$  次。
- (2)  $N$  个操作者对同一幅图像指定目标使用同一算法各分割一次。
- (3) 一个操作者对指定目标的  $N$  幅图像使用同一种分割算法进行分割。

每一方面都进行了  $N$  次的重复操作， $N$  次结果中相同部分的占比越大，则表明算法的可靠性越高。

精确性：是对算法分割结果与真实结果近似程度的描述。通常从四个角度进行描述，分别是基于像素、基于区域、基于边界和基于特征点。对像素的分析是统计分割结果中错误的像素占参考像素总数的比重；基于区域的分析是统计分割区域与参考区域的重叠比例；基于边界的分析是比较算法分割结果中的边界与参考边界的接近程度；对特征点的分析是比较分割结果中的边界上特征点和参考结果的边缘特征点的一致程度。

区域统计特性：是在没有提供已有参考标准的条件下一种无监督评价方法，它以目标区域的统计学特性（灰度分布特性、纹理特征等）作为测度。基本的测度方法有：对区域内灰度值均匀性来分析纹理、颜色的特征的分析评价，及对区域内和区域间差异性的分析评价<sup>[35]</sup>。

效率：是描述操作者参与操作到计算机输出结果过程中时间长短的衡量参数。效率的描述主要反映的是实现算法过程中人工操作的时间和计算机运算的时间，人工操作的时间可以细分为初始化算法的时间和训练算法的时间，计算机时间又可以分为算法学习时间和算法运算时间。

### 3.6.4 金标准

如前文所说，早在计算机辅助医学影像分析系统开发以前，影像数据的分割结果是由经验医师手动分割得到。之后随着计算机辅助医学影像分析研究蓬勃发展，各种辅助分析的图像处理算法涌现出来，而衡量一种医学图像分割算法性能优劣时，始终以手动分割结果为参考标准来对比分析算法的分割结果，这个手动分割标准被公认为业界的“金标准”。

### 3.6.5 气管树分割评价

总结了医学影像分割算法的评价策略后，利用已有的手动分结果，本文采用有监督评价方法对气管树分割结果进行评价。根据气管树的结构特点，本文引入了分支灵敏度公式来评价气管树分割质量。

$$BranchSensitivity = \frac{B(P) \cap B(R)}{B(R)} \quad (3-6)$$

式中  $B(\cdot)$  表示分割出的枝条数， $P$  (proposed method) 表示提出的分割算法， $R$  (reference) 表示参考算法。本实验将形态学灰度梯度引导的最佳阈值生长结果作为提出的算法结果，并统计枝条数。以“金标准”气管树手动分割结果作为参考结果。

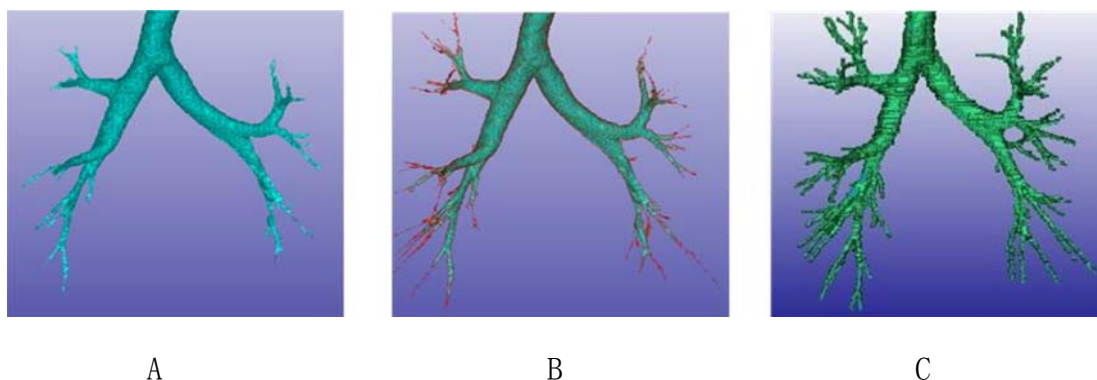


图3.11 A.最佳阈值生长结果 B.形态学灰度梯度引导的精细生长结果C.手动分割结果

实验以被检测者 A 的 CT 数据集为例,统计手动分割后的气管段共有 113 条,精细生长后气管树共有气管段 94 条,其中与手动分割结果重合的有 93 条。由公式所得有效分支重复度为 82.30%。82.30%的重复度对于计算机辅助分割算法来说已经是一个非常好的结果,这表明该算法已达到了不错的分割精度,具备了替代手动分割方法应用到计算机辅助分析中的条件。

### 3.7 本章小结

本章简要分析了国内外已有的几种气管树分割方法,通过算法复杂度及时间复杂的比较后选择在最优阈值生长法上进行改进创新,提出了形态学灰度梯度引导的气管树分割方法,实验表明新方法可以提高分割精度 1-2 级。之后,介绍了目前气管分割质量评价的方法,并将实验结果和“金标准”的结果进行比较分析。

## 第 4 章 多尺度分割方法

### 4.1 概述

胸肺 CT 中肺纹理的分割是对肺气管、肺动脉血管和肺静脉血管的分割过程。在肺纹理<sup>[36]</sup>分割结果中，同时包含了肺气管树和血管树<sup>[24]</sup>的分割结果，但是肺气管树与肺血管树混杂在一起没有进一步的分离。而肺气管树结构具有整体连通性，通过在主气管树上选取种子点生长即可实现在肺纹理的结果上对气管树的分割。因此，完整的高精度的肺纹理分割有助于实现肺气管树的高精度分割。在临床诊断中，肺纹理分割结果由于包含了全面的解剖结构信息以及功能信息，相比单一的肺气管树或血管树的分割结果，肺纹理信息更受到医生的青睐。在获取肺纹理信息的过程中，由于肺气管、肺血管在生理解剖结构分布上的特点是密布于肺实质中，这使得在胸肺 CT 图像中实现肺纹理的手动分割变得更加艰巨，因此肺纹理分割算法的研究也是医学影像分割算法研究的重要一支。

在胸肺 CT 图像中肺血管<sup>[23]</sup>与肺气管显示的结构是不同的，其差别在与肺血管内流动的是密度较大的血液，在图像中呈现实心圆形或条形，而气管中流动的是低密度的气体，图像中呈现空心的圆环。针对肺纹理在 CT 图像中的成像特点，在分割算法的选择上侧重于基于边缘轮廓的方法。目前基于边缘轮廓的分割方法主要分参数活动轮廓模型法和几何活动轮廓模型法。

#### 4.1.1 参数活动轮廓模型

参数活动轮廓模型又称为主动活动轮廓模型 (active contour model, Snake)，由 Kass 在 1987 年提出的，是图像分割的一种重要工具，该模型的主要原理是首先在待分割轮廓周围初始化一个轮廓区位置，以一个能量函数的形式对初始轮廓加以描述，在函数的演化过程中轮廓能够沿能量降低的方向运

动，当能量函数最小化时，能量函数所描述的轮廓收敛到目标的真实轮廓。传统主动轮廓模型的缺点是对初始轮廓线敏感和不能收敛于凹陷的边缘，而在医学图像处理工程应用中将初始轮廓设置到肺纹理轮廓边缘是不可能的，同时肺纹理的拓扑结构的频繁变化，凹陷处时有发生。

#### 4.1.2 几何活动轮廓模型

几何活动轮廓模型是在 level-set 方法（水平集方法）理论上结合主动轮廓模型发展起来的。水平集法由 Osher 和 Sethian 在研究曲线以曲率相关的速度演化时提出来的，用来描述曲线或者曲面的演化过程。Level set 方法的主要思想是引入了水平集函数，它将可移动的曲面作为一个能量值为零的曲面嵌入到高维的水平集函数中，在演化过程中，演化曲面总是对应于能量值为零的水平集，当确定能量值为零位置时，即可确定移动界面的位置<sup>[47]</sup>。Level-set 法的优点在于演化过程中曲面始终保持光滑，对初始零水平集曲面不敏感，在曲线的演化过程中有良好的拓扑拓展性，在计算过程中可利用有限差分法在离散网格上实现数值近似求解。基于这些优点，将该模型应用到肺纹理分割处理中，刚好可以解决过程中遇到的初始曲面的设置和拓扑变化的问题<sup>[28]</sup>。

### 4.2 水平集法

水平集（level set）法是描述曲面演化过程的方法，它可以成功的计算和分析界面随着时间、位置以及外部物理特性变化下的运动问题。当遇到界面的融合、交叉、断裂等情况时，水平集法也能表现出良好的拓扑特性。

图 4.1 中所示，一条初始设置的曲线  $C$  构成了一个曲面  $\phi$ ，这个曲面与  $X-Y$  平面相交出来的界面就是原始曲线  $C$ 。我们把曲面  $\phi$  做为 Level Set 函数曲面，因为方程的输入值是平行于  $x-y$  平面的描述各个面上曲线分布的一系列点值，而输出的是与  $x-y$  平面的距离值。在水平集函数中，我们称原始曲线为 Level Set 函数的零等值线。

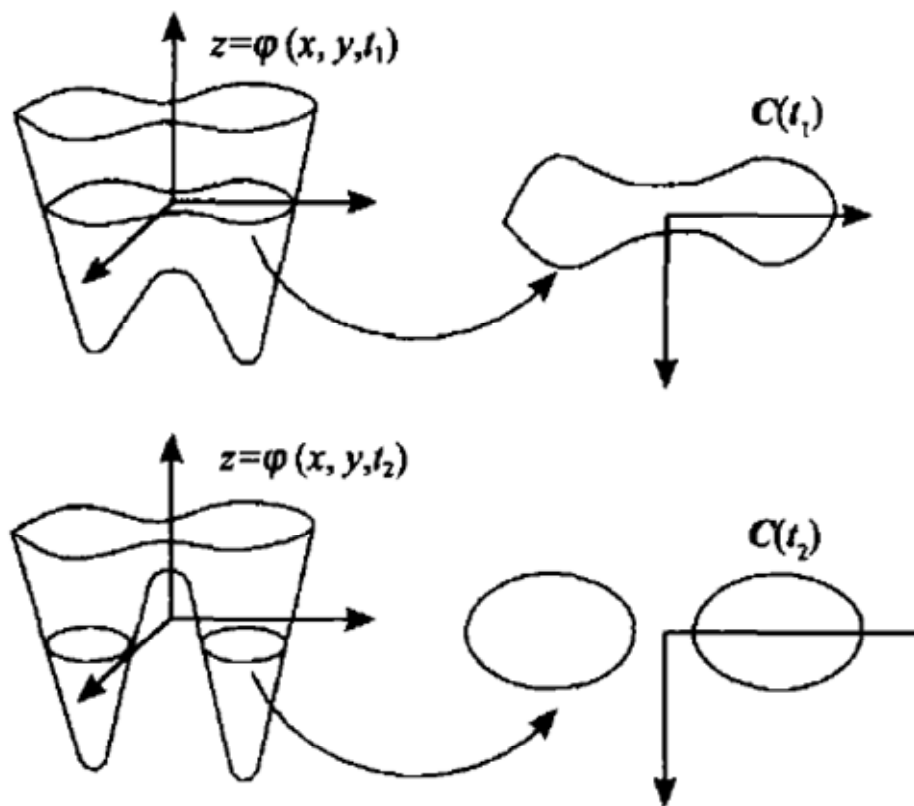


图4.1 初始曲面与相应的Level Set函数

Level Set 的演化方法是通过改变 Level Set 函数值来实现曲线的移动，也就是将曲线的演化描述转化到 Level Set 函数的数值求解上，改变水平集函数值会实现曲线环的“扩大”、“缩小”和拓扑变化。在水平集函数中，我们将 Level set 曲面上刚好位于 X-Y 平面上的曲线称为原始曲线的零等值线，如果把随时间运动的物质界面看作是某个函数  $\varphi(x, t)$  的零等值线（面），在每一个  $t$  时刻，我们只要求出  $\varphi(x, t)$  的值就可以知道其等值线（面）的位置，然后求解我们想要的物理量。

图像处理应用中 Level Set 方程构造如下：

$$\begin{cases} C(p, t) = \{(x, y) \mid \varphi(x, y, t) = 0\} \\ C(p, 0) = \{(x, y) \mid \varphi(x, y, 0) = 0\} \end{cases} \quad (4.1)$$



设  $\varphi_t$  是  $\varphi$  关于时间  $t$  的偏导数，由链式求导规则可得：

$$\varphi(C(t), t) = 0 \Rightarrow \frac{\partial \varphi}{\partial C} \bullet \frac{\partial C}{\partial t} + \frac{\partial \varphi}{\partial t} = 0 \quad (4.2)$$

将边界曲线的法向量  $N = -\nabla \varphi / \|\nabla \varphi\|$  代入到式 4.2 中，可得  $\varphi$  的运动方程

$$\begin{aligned} \varphi_t &= - \langle \nabla \varphi, F(k) N \rangle = -F(k) \langle \nabla \varphi, -\nabla \varphi / \|\nabla \varphi\| \rangle \\ &= F(k) \|\nabla \varphi\| \end{aligned} \quad (4.3)$$

若给定方程

$$\begin{cases} \frac{\partial C(p, t)}{\partial t} = F(k) N \\ C(p, 0) = C_0(p) \end{cases} \quad (4-4)$$

则由式(4-3)可求出随时间演化的水平集函数  $\varphi(x, y, t)$ 。

使用 Level Set 解决问题的一般步骤分为：水平集初始化，求解 Level Set 方程，重新初始化，求解物理量控制方程，重复求解与重新初始化的过程。用水平集法分析求解介质界面问题的具体步骤如下：

(1) 初始化: 设置初时刻的物理量和水平集函数  $\Phi(x, t)$ ，在下文的阐述中假定  $t_n$  时刻的物理量值和 Levelset 函数  $\Phi(x, t_n)$  已知，并将定义在介质界面上的速度载荷扩展到整个求解区域上。

(2) 物理量控制方程的求解:。计算过程中将（主场）物理量控制方程与  $\Phi(x, t_{n+1})$  联立，并对方程组求解，计算出  $t_{n+1}$  时刻物理量的值。

(3) 重新初始化: 此时即  $t_{n+1}$  时的介质界面是  $\Phi(x, t_{n+1})$  零等值面，即零水平集面。由于该时刻满足符号距离函数平面的曲线不再是  $\Phi(x, t_{n+1})$ ，所以对  $\Phi(x, t_{n+1})$  进行迭代计算求出新的稳态解，使之满足符号距离函数。

(4) 重复 (2) - (3) 的求解及重新初始化过程，并计入下一时间步的计算。这只是在使用 Levelset 法对问题分析求解的大体框架，针对具体的实例，

各个步骤还需要进行更具体的调整。

## 4.3 C-V 水平集模型

### 4.3.1 C-V 水平集模型概述

自 1987 年主动轮廓模型 (Active Contour Models) 被提出来以后, 尤其是在 Osher 和 Sethian<sup>[27]</sup> 结合水平集 (level set) 方法的几何活动轮廓模型提出来以后, 基于曲线演化的形变模型被广泛地应用于图像处理分割工程中。这都缘于轮廓模型能够适应拓扑结构变化, 模型演化结果稳定, 容易从低维度扩展到高维度的优点。

C-V 水平集模型是几何活动轮廓模型的一种, 它又称为无边缘活动轮廓 (active contour without edge) 模型, 按提出者 T. Chan 和 L. Vese 命名, 简称 C-V 模型。C-V 模型的设计思想是, 在遇到目标的分割边界不明显, 同时没有明显纹理特征的情况时, 通过寻找到一条闭合曲线  $C$ , 使它能将全部的图像区域划分为内部区  $\Omega_1$  和外部区  $\Omega_2$  两个部分, 且两个区域的图像平均灰度值的差别反映了目标与背景之间的灰度值差别, 那么这条闭合曲线就认为是目标图像的轮廓。基于这一思路<sup>[42]</sup> 提出 C-V 模型下的“能量”泛函:

$$E(c_1, c_2, C) = \mu \oint_C ds + \lambda_1 \iint_{\Omega_1} (I - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_2} (I - c_2)^2 dx dy \quad (4-5)$$

式中第一项是  $C$  的全弧长, 第二项与第三项分别是内部区灰度值与标量  $c_1$  的平方误差和外部区灰度值与标量和  $c_2$  的平方误差。之后, 采用变分水平集方法在“能量”模型中引入 Heaviside 函数, 将  $C$  改为嵌入  $u$  的泛函:

$$E(c_1, c_2, u) = \mu \iint_{\Omega} \delta(u) |\nabla u| dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} (I - c_1)^2 H(u) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} (I - c_2)^2 [1 - H(u)] dx dy \quad (4-6)$$

在  $c_1$  和  $c_2$  固定的条件下, 关于  $u$  最小化“能量” $E$  可求出稳态解:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \partial_{\varepsilon} [\mu \operatorname{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2] \quad (4-7)$$

#### 4.3.2 C-V 水平集模型的数值实现

由于本文针对的是三维胸肺 CT 体数据的分割，于是下面讨论三维 C-V 模型在图像处理求解时的情况。

在  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$  情况下将式 (4-7) 展开

$$u_{ijk}^{n+1} = u_{ijk}^n + \tau \delta_{\varepsilon}(u_{ijk}^n) [\mu \operatorname{div}(\frac{\nabla u^n}{|\nabla u^n|}) - (I_{ijk} - c_1)^2 + (I_{ijk} - c_2)^2] \quad (4-8)$$

其中  $\operatorname{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|})$  离散化过程采用工程中常用的散度离散化格式：半点离散化

$$\begin{aligned} \operatorname{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) &= \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{u_x}{|\nabla u|} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{u_y}{|\nabla u|} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left( \frac{u_z}{|\nabla u|} \right) \\ &= \left( \frac{u_x}{|\nabla u|} \right)_{(i,j+1/2,k)} - \left( \frac{u_x}{|\nabla u|} \right)_{(i,j-1/2,k)} + \\ &\quad \left( \frac{u_y}{|\nabla u|} \right)_{(i+1/2,j,k)} - \left( \frac{u_y}{|\nabla u|} \right)_{(i-1/2,j,k)} + \left( \frac{u_z}{|\nabla u|} \right)_{(i,j,k+1/2)} - \left( \frac{u_z}{|\nabla u|} \right)_{(i,j,k-1/2)} \end{aligned} \quad (4-9)$$

其中：  $(u_x)_{(i,j+1/2)} = u_{i,j+1} - u_{i,j}$  为半点处中心差分格式。

取相邻整点均值近似：

$$(|\nabla u|)_{(i,j+1/2)} = \frac{(|\nabla u|)_{(i,j+1)} + (|\nabla u|)_{(i,j)}}{2} \quad (4-10)$$

式 (4-9) 写为

$$\begin{aligned}
div(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) = & \left( \frac{2*(u_{i,j+1,k} - u_{i,j,k})}{|\nabla u|_{i,j+1,k} + |\nabla u|_{i,j,k}} \right) - \left( \frac{2*(u_{i,j,k} - u_{i,j-1,k})}{|\nabla u|_{i,j,k} + |\nabla u|_{i,j-1,k}} \right) + \\
& \left( \frac{2*(u_{i+1,j,k} - u_{i,j,k})}{|\nabla u|_{i+1,j,k} + |\nabla u|_{i,j,k}} \right) - \left( \frac{2*(u_{i,j,k} - u_{i-1,j,k})}{|\nabla u|_{i,j,k} + |\nabla u|_{i-1,j,k}} \right) + \\
& \left( \frac{2*(u_{i,j,k+1} - u_{i,j,k})}{|\nabla u|_{i,j,k+1} + |\nabla u|_{i,j,k}} \right) - \left( \frac{2*(u_{i,j,k} - u_{i,j,k-1})}{|\nabla u|_{i,j,k} + |\nabla u|_{i,j,k-1}} \right)
\end{aligned} \tag{4-11}$$

前后向差分相结合格式：

$$\left\{ \begin{aligned}
|\nabla u|_{i,j,k}^{--} &= \frac{[(u_{i,j,k}^n - u_{i,j-1,k}^n)^2 + (u_{i,j,k}^n - u_{i-1,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k}^n - u_{i,j,k+1}^n)^2]^{1/2}}{2} \\
|\nabla u|_{i,j,k}^{+-} &= \frac{[(u_{i,j+1,k}^n - u_{i,j,k}^n)^2 + (u_{i+1,j,k}^n - u_{i,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k}^n - u_{i,j,k-1}^n)^2]^{1/2}}{2} \\
|\nabla u|_{i,j,k}^{+--} &= \frac{[(u_{i,j+1,k}^n - u_{i,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k}^n - u_{i-1,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k}^n - u_{i,j,k-1}^n)^2]^{1/2}}{2} \\
|\nabla u|_{i,j,k}^{++} &= \frac{[(u_{i,j,k}^n - u_{i,j-1,k}^n)^2 + (u_{i+1,j,k}^n - u_{i,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k+1}^n - u_{i,j,k}^n)^2]^{1/2}}{2} \\
|\nabla u|_{i,j,k}^{+-+} &= \frac{[(u_{i,j,k}^n - u_{i,j-1,k}^n)^2 + (u_{i+1,j,k}^n - u_{i,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k}^n - u_{i,j,k-1}^n)^2]^{1/2}}{2} \\
|\nabla u|_{i,j,k}^{+++} &= \frac{[(u_{i,j+1,k}^n - u_{i,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k}^n - u_{i-1,j,k}^n)^2 + (u_{i,j,k+1}^n - u_{i,j,k}^n)^2]^{1/2}}{2}
\end{aligned} \right. \tag{4-12}$$

最终推导出  $div(\frac{\nabla u}{|\nabla u|})$  的离散化表示形式：

$$\begin{aligned}
div(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) = & 2* \left( \frac{u_{i,j+1,k} - u_{i,j,k}}{|\nabla u|_{i,j+1,k} + |\nabla u|_{i,j,k}^{++}} - \frac{u_{i,j,k} - u_{i,j-1,k}}{|\nabla u|_{i,j,k}^{+-} + |\nabla u|_{i,j-1,k}} + \right. \\
& \frac{u_{i+1,j,k} - u_{i,j,k}}{|\nabla u|_{i+1,j,k} + |\nabla u|_{i,j,k}^{--}} - \frac{u_{i,j,k} - u_{i-1,j,k}}{|\nabla u|_{i,j,k}^{+--} + |\nabla u|_{i-1,j,k}} + \\
& \left. \frac{u_{i,j,k+1} - u_{i,j,k}}{|\nabla u|_{i,j,k+1} + |\nabla u|_{i,j,k}^{+-+}} - \frac{u_{i,j,k} - u_{i,j,k-1}}{|\nabla u|_{i,j,k}^{+++} + |\nabla u|_{i,j,k-1}} \right)
\end{aligned} \tag{4-13}$$

再引入 Heaveside 函数，将当前水平集的内部和外部的图像灰度平均值  $c_1$  和  $c_2$  分别表示为

$$c_1^n = \frac{\sum_{i,j,k} H_\varepsilon \left( u_{ijk}^n \right) I_{ijk}}{\sum_{i,j,k} H_\varepsilon \left( u_{ijk}^n \right)} \quad (4-14)$$

$$c_2^n = \frac{\sum_{i,j,k} (1 - H_\varepsilon \left( u_{ijk}^n \right)) I_{ijk}}{\sum_{i,j,k} (1 - H_\varepsilon \left( u_{ijk}^n \right))} \quad (4-15)$$

通常 Heaviside 函数选用

$$H_\varepsilon(u) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{u}{\varepsilon} \right) \right] \quad (4-16)$$

$$\delta_\varepsilon(u) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + u^2} \quad (4-17)$$

从上述繁杂的推导过程和冗长的表达式中可以看出，C-V 模型的轮廓演化过程由于计算域是整个三维空间，导致运算量大，速度慢。所以，在工程应用中使用 C-V 模型对大数据量的三维数据处理时，如何改善运算时间是一个需要解决的实际问题。

## 4.4 多尺度框架下 C-V 模型的肺纹理分割方法

### 4.4.1 前言

C-V 模型是一种在曲线演化过程中具有高效拓扑自适应能力的分割模型，它在对物体边界分析提取时不以图像的梯度作为判断依据。虽然该模型对梯度不明显和边缘模糊的图像也能很好分割<sup>[45]</sup>，但 C-V 模型的缺点是计算量大，因此提高运算速度或减少运算时间是在应用中需要改进的方向。近年来具有“数学显微镜”之称的小波变换<sup>[39]</sup>在图像处理领域中备受关注，它将多分辨率理论多尺度分析理论<sup>[40]</sup>与多种学科的技术有效结合起来，如信号处理的子带编码及金字塔图像处理等。本文从小波多尺度变换入手，结合多尺度分析和 C-V 水平集模型尝试肺纹理分割的快速实现方法。实验表明较比传统的 C-V 模型，多尺度框架下的 C-V 模型

运算耗时大大减少，并且削弱了噪声对结果的影响。

#### 4.4.2 小波多尺度变换

小波变换是在傅里叶分析的基础上发展起来的，它在空间域和频率域拥有多尺度分辨性。小波的数学定义是：设  $\Psi(t)$  为平方可积函数即  $\Psi(t) \in L^2(R)$ ，若其傅里叶变换满足条件：

$$\int_R \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (4-18)$$

则称  $\Psi(t)$  为一个波母函数，将波母函数  $\Psi(t)$  伸缩和平移后所得到的函数族称为连续小波函数，如

$$\Psi_{a,\tau}(t) = a^{-1/2} \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad (a > 0, \tau \in R) \quad (4-19)$$

其中  $a$  为尺度因子  $\tau$  为平移因子。任意函数  $f(t)$  在小波基函数下展开得到的转换式为：

$$WT_f(a, \tau) = \int_R f(t) \overline{\Psi_{a,\tau}(t)} dt \quad (4-20)$$

其中  $f(x) \in L^2(R)$ 。图像经小波变换后被分解为不同频带的子图<sup>[41]</sup>，在二维图像的小波分解过程中，低通(L)滤波器和高通(H)滤波器同时作用在目标图像的水平 and 垂直方向，分别进行下采样，获得4个频带的子图像(L/L, L/H, H/L, H/H)。二级分解<sup>[20]</sup>是在子图像中重复上述过程，图4.2为在L/L上继续进行的二维小波变换。

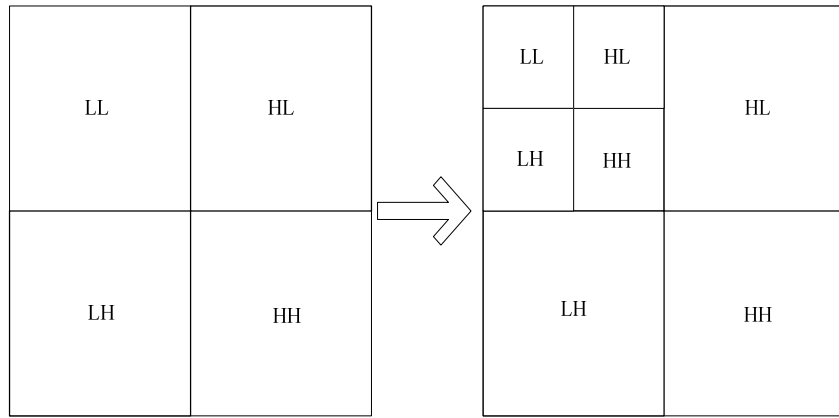


图 4.2 二维小波变换分解过程

多级分解后可以在多个尺度下对图像进行处理分析，在低尺度下进行图像分割有运算时间短，抗噪等优点，因此小波分析在数据量大且伴有噪声的医学影像处理领域中，如 CT、B 超、MRI 等被广泛应用。至于三维小波变换，则是在二维小波变换基础上的推广。

#### 4.4.3 多尺度 C-V 模型肺纹理分割

在 C-V 模型里，水平集初始化过程中 Heaviside 函数的计算在运算量占比中较大，而每次迭代都需将水平集初始化，因此通过减少水平集初始化计算量<sup>[43]</sup>可以有效减少运算时间。面对三维数据量大 C-V 模型运算量大的难题，提出结合小波变换多尺度分析的方法，该方法通过在低尺度图像中进行水平集演化，参照低尺度下演化的结果初始化高尺度下三维图像的水平集来减少初始化运算时间。结合多尺度分析的 C-V 模型在低尺度的分解图上进行轮廓跟踪，由于小波分解后的低分辨率图像是原图像数据量的  $\frac{1}{2^{mn}}$ （m 为数据维数，n 为小波分解级次），水平集演化的计算量大大减少，同时在低分辨率下噪声得到了很好的抑制。演化过程中闭合曲面运动到疑似边缘处停止，然后将得到的结果放大作为分辨率高一级的图像的初始水平集，在这一级分辨率下更高精度的水平集演化更精确地定位轮廓。随着尺度的逐级放大轮廓定位精度也越来越高，最高分辨率下的零水平集曲面即为最终的分割结果。在每一级的演化过程中由于初始轮廓已接近“真实”轮廓因此较少的迭代次数就可以达到相应尺度的预期效果。

方法步骤如下：

1 读取胸肺 CT 切片集生成三维体数据 VOL, 进行肺实质分割得到区域 PUL。

$$PUL = \begin{cases} 1, & \text{肺实质区域} \\ 0, & \text{非肺实质区域} \end{cases}$$

2 对体数据 VOL 进行多尺度小波变换, 并提取出各尺度下的低频图像  $L^i$

3 从最低尺度开始, 将低尺度下 C-V 模型三维水平集演化结果  $u_i^0$  放大作为高一尺度图像初始水平集轮廓  $u_{i+1}^0$  进行演化, 直至原图像尺度。

4 标记  $u < 0$  区域, 并提取肺实质区域中的分割结果进行三维显示绘制。

$$\begin{aligned} L^i : u_i^0 &\xrightarrow{\text{演化}} u_i^n \quad u_i^n \xrightarrow{\text{放大}} u_{i-1}^0 \\ L^{i-1} : u_{i-1}^0 &\xrightarrow{\text{演化}} u_{i-1}^n \quad u_{i-1}^n \xrightarrow{\text{放大}} u_{i-2}^0 \\ &\dots \\ L^1 : u_1^0 &\xrightarrow{\text{演化}} u_1^n \quad u_1^n \xrightarrow{\text{放大}} u_0^0 \\ L^0 : u_0^0 &\xrightarrow{\text{演化}} u_0^n \end{aligned}$$

肺纹理分割结果:  $u_0^n < 0 \&\& PUL == 1$

其中 i 为小波尺度分解次数, n 为演化次数。

#### 4.4.4 实验结果及分析

实验中所用数据由 SIEMENS (Sensation 64 CT 54682, mA=560, KVp=120, Thick=0.6mm) 采集, 分辨率为  $512 \times 512$  的 CT 切片共 400 张, 体素大小  $0.621 \times 0.621 \times 0.6 \text{ mm}^3$ 。实验环境: matlab2010b, 处理器: Intel(R)Core™ i3CPU 530 主频: 2.93GHz。为提实验高效率, 先选取第 200-300 的 100 张切片进行测试, 然后对完整数据处理。



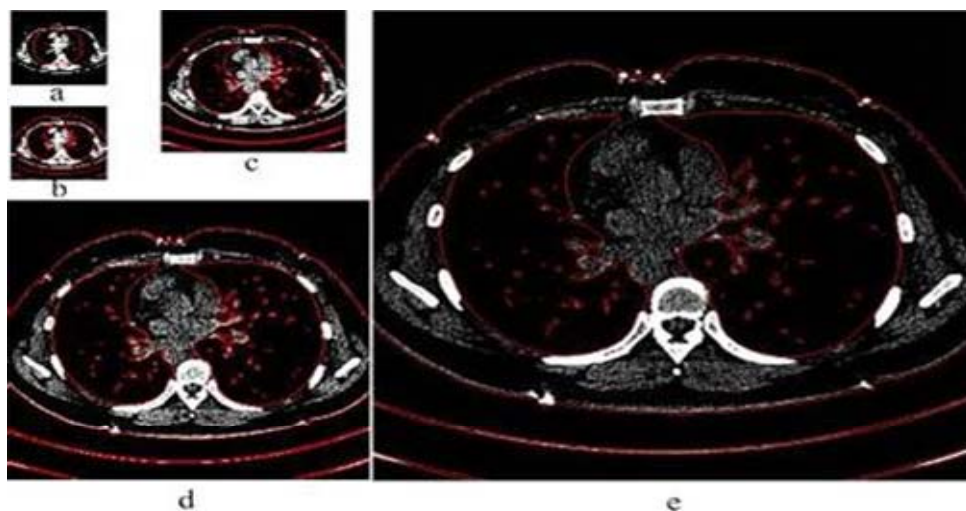


图4.3 a在三级小波分解的最低尺度初始化水平集零曲面b,c,d分别为三个尺度下的C-V模型分割结果 e为原尺度下分割结果

实验中对  $512 \times 512 \times 100$  的体数据分别进行肺质区域分割<sup>[29]</sup>和三维多级小波变换分解,在最低尺度的图像中初始化水平集,最初的零水平集曲面选择为长短轴长度分别为体数据各自维度的一半的椭球面。之后低尺度的分割结果作为尺度高一级图像的初始曲面继续演化。图 4.3 为三级小波分解曲线演化的示意图。在原尺度的图像下抽取肺实质区域内  $u < 0$  的体素,如图 4.4 (a) 所示。所得分割结果并做三维显示,如图 4.5。

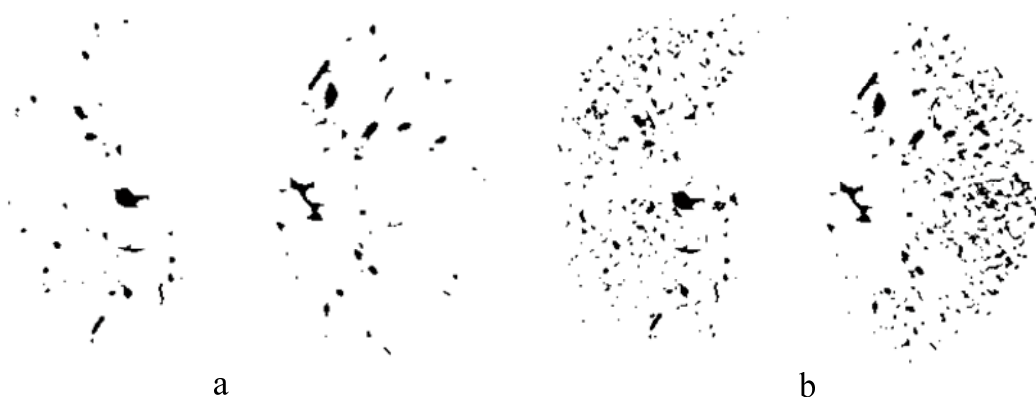


图 4.4 (a) 为多尺度 C-V 分割结果, (b) 为 C-V 分割结果。  
图中黑色区域为  $u < 0$  区域, 可以看出 (b) 中存在大量噪声

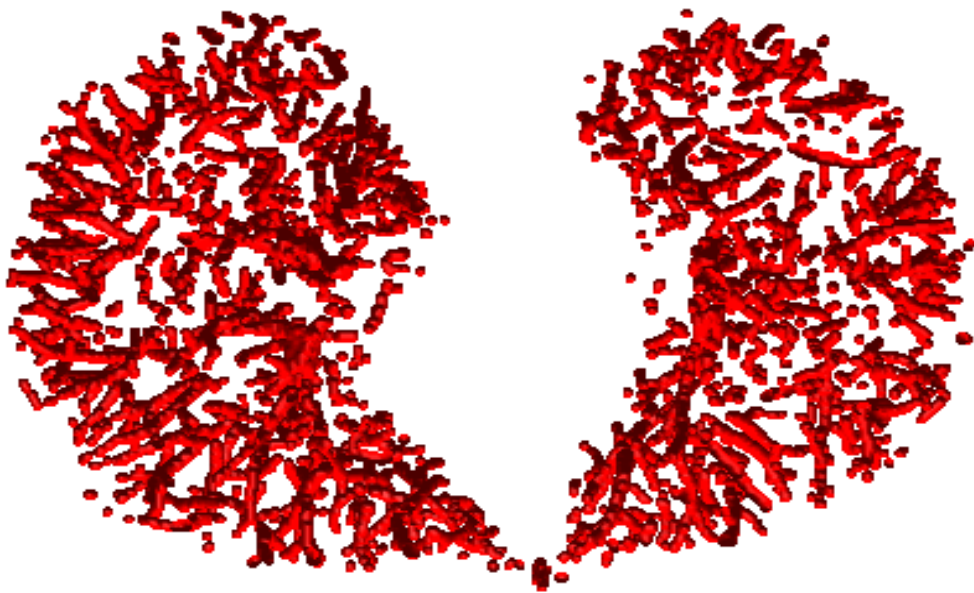


图 4.5 100 层切片分割结果

实验中统计了多尺度 C-V 水平集模型下三级小波分解、二级小波分解和未分解中关键步骤的运算时间，如表 4.1 所示。在未做多尺度处理的 VOL 中 C-V 水平集模型 350 次演化的总时长是 5414.757s，同样演化次数下经过二级小波分解的多尺度 C-V 模型演化用时 1282.018s，这仅为原时长的 23.68%，使用三级分解时即使演化次数增加到 400 次，较二级分解的时间还可节省 12.02%，仅为 1127.970s。考虑到在更低的尺度下运算时间改善幅度不大反而会增加分解的时间，同时原尺度下的也要保证演化次数，因此三级分解的多尺度分析已接近最佳实验效果。在分割质量上，由于低尺度弱化了噪声及虚假边缘，因此噪声对分割结果影响较小。

表4.1 100CT切片处理用时比较

100 slices	3 wavelet decomposition		3 wavelet Decomposition		3 wavelet Decomposition	
	Times	elapsed	Times	elapsed	Times	Elapsed
$L^3$	200	5.690s	0	0s	0	0s
$L^2$	100	33.991s	200	68.661s	0	0s
$L^1$	50	134.980s	100	270.961s	0	0s
Original Scale	50	795.375s	50	789.681s	350	5414.757s
wavelet decomposition	157.934s		152,715s		0s	
Total	1127.970s		1282.018s		5414.757s	

图 4.4 (b) 所示为未经降噪处理的 CT 图像只经过 C-V 模型分割的结果，与图 4.4(a)相比结果中存在大量噪声，因此新方法还可适当略去降噪的环节来提高效率。最后使用三级分解的多尺度 C-V 模型来分割完整图像，共耗时 9 分 8 秒。结果中肺血管标注为白色，肺气管用生长法<sup>[44]</sup>标记为红色，如图 4.6

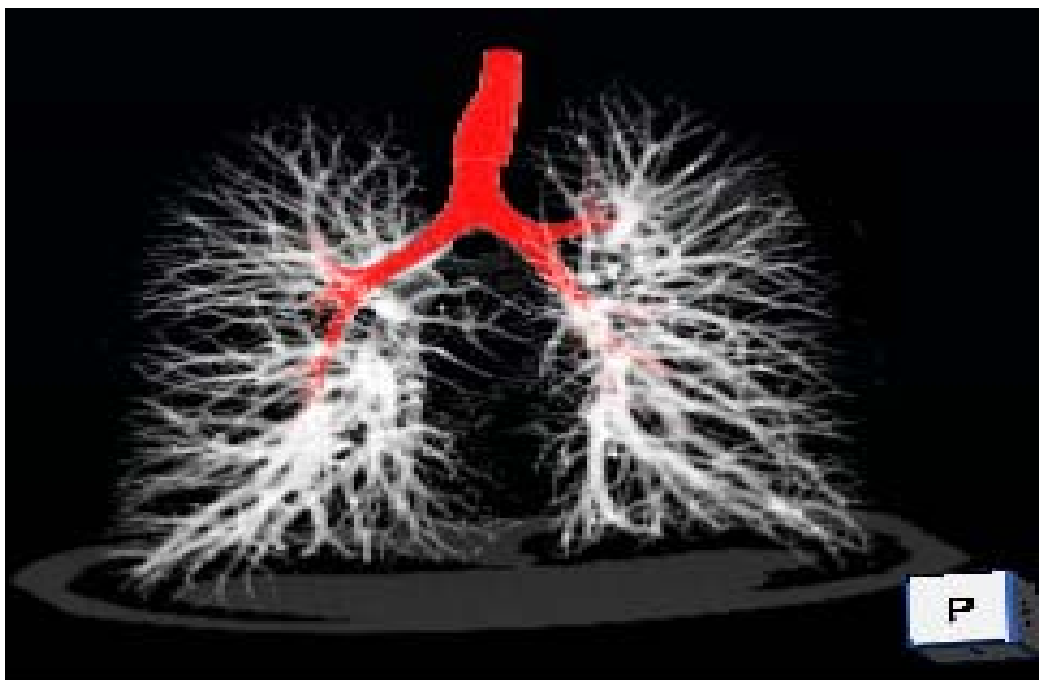


图 4.6 肺纹理分割结果，白色区域为肺血管，红色区域为肺气管。

## 4.5 本章小结

当今医学影像分析的数据量随着医疗影像设备的发展越来越大，在大量的数据和繁杂的算法面前减少运算时间有着重要的意义。本章首先简单介绍了基于PDE的活动轮廓模型，之后以C-V模型为例上介绍了水平集法在工程应用中的离散化数值求解过程。最后针对C-V模型在肺纹理分割工程应用中计算量大、运算时间长的问题，提出了多尺度框架下的C-V模型分割算法。实验结果表明引入多尺度思想的新方法可有效缩短运算时间，并减弱噪声对结果的影像。

## 第 5 章 总结与展望

### 5.1 论文的主要工作及总结

论文主要研究了在基于胸肺 CT 图像的气管树分割过程中对肺实质、肺纹理和肺气管树分割的技术和方法。针对已有的医学影像分割法应用到气管树分割时存在精度和速度上的不足，提出改进的分割方法。

本论文完成的工作主要有以下几个方面：

1. 研究现有的气管树分割算法，并提出了提高分割精度的肺气管分割方法。

由于肺气管树分割算法是医学影像分割算法研究工作中的重要一支，国内外已有大量学者致力于气管树分割算法的研究，对现有方法研究过之后发现，一些分割精度高的算法由于复杂度高难于应用到实际工程中去，而简便快速的算法分割精度又往往不能够让人满意。于是本文针对最优阈值生长法在分割精度上的不足，提出了形态学梯度灰度引导的气管树精细生长法，并从胸肺 CT 数据预处理开始对肺质分割、滤波降噪进行提高最终分割精度的优化。最后，简要分析了在医学影像分割方法中对肺气管树分割质量的评价方法。

2. 研究了现有的图像处理中的偏微分（PDE）分割法，给出了医学图像处理中的分割模型，并提出了减少运算时间的改进方法。

本文又从图像处理的偏微分（PDE）方法入手，结合已有的 C-V 水平集模型实现了对肺纹理（肺气管树、肺动脉、肺静脉）的分割。将 C-V 水平集模型的离散数值求解方法由二维推广到三维。为了改善 C-V 模型求解实际问题时的速度问题，本文又引入了多尺度分析思想，改进后的算法有效减少了分割时间，实现了快速分割。

## 5.2 论文的主要创新点

研究工作中的主要创新点：

(1) 在胸肺 CT 的预处理阶段，针对二维肺实质提取时，边界和主支气管不连续的情况，提出了结合区域生长和形态学处理的三维肺实质抽取方法。实验表明，三维分割出的肺实质区域连续性好，避免了间断的现象，为基于肺质的后序工作提供了良好的准备。

(2) 针对最优阈值生长法分割结果不能反映毛细支气管的细节的问题，提出结合形态学的气管树三维生长方法，由形态学灰度梯度绘制毛细支气管疑似图并引导生长继续进行。实验表明新方法可以提高气管分割精度 1-2 级，有效丰富气管树细节。

(3) 使用 C-V 水平集模型对肺纹理进行分割实验，针对由胸肺 CT 三维数据数据量大而产生的运算处理时间长的问题，本文在 C-V 水平集分割模型中引入小波多尺度分析思想。改进的 C-V 水平集模型在多尺度框架下可以大大缩短分割处理时间并降低噪声对结果的影响。

## 5.3 本文存在的不足及今后的研究方向

由于时间和学识的局限性，因此本文对算法的研究结果还有需要改进的地方。通过总结主要如下：

1. 本文提出的结合形态学灰度梯度的气管树生长方法在种子点选取上还不能完全实现自动化，而且算法中两处使用经验值，这为算法增加了不稳定因素。在算法的精度上，因为形态学方法的引入虽然提高了分割精度，如在分割结果中包含 9 级的细支气管，但结果并不是包含了所有的 9 级支气管，这就要求在今后的研究工作中仍要完善算法来分割更多的气管树细节。

2. 在使用图像处理中偏微分方程方法处理胸肺 CT 分割时，虽然多尺度框架下的 C-V 水平集模型改善了运算时间，但仍不能满足实时成像的要求，所以改善算法运算时间的工作仍旧迫切。另外，多尺度分析的思想在本文涉及的实验中只是简单应用，通过改变多尺度分析中的小波基波，还会对算法整体的性能有很大的提升。

## 参考文献

- [1] Gao, W. and Y.J. Jin, Auto threshold region-growing method for edge detection of nuclear medicine images. *Medical Image Acquisition and Processing*, 2001. 4549: p. 126-130.
- [2] Lo, P., J. Sporring, and M. de Bruijne. Multiscale vessel-guided airway tree segmentation. 2009: Citeseer.
- [3] Lee, Y.J., J.M. Park, and H.W. Park, Mammographic mass detection by adaptive thresholding and region growing. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2000. 11(5): p. 340-346.
- [4] Hentschel, G., et al., Anatomical Modeling of the Bronchial Tree. *Medical Imaging 2010: Visualization, Image-Guided Procedures, and Modeling*, 2010. 7625: p. - 1180.
- [5] Prasad, M.N., et al., Automatic segmentation of lung parenchyma based on curvature of ribs using HRCT images in scleroderma studies - art. no. 69152K. *Medical Imaging 2008: Computer-Aided Diagnosis, Pts 1 and 2*, 2008. 6915: p. K9152-K9152.
- [6] Bartz, D., et al., Hybrid segmentation and exploration of the human lungs. *Ieee Visualization 2003, Proceedings*, 2003: p. 177-184,643.
- [7] Kim, J.H., et al., Comparative assessment of 3D region growing methods for lung airway segmentation : evaluation with pathological and normal cases. *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2006, Vol 14, Pts 1-6*, 2007. 14: p. 2525-2527.
- [8] Ceresa, M., et al., Automatic Leakage Detection and Recovery for Airway Tree Extraction in Chest Ct Images. *2010 7th Ieee International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, 2010: p. 568-571.
- [9] Boscolo, R., M.S. Brown, and M.F. McNitt-Gray, Medical image segmentation with knowledge-guided robust active contours. *Radiographics*, 2002. 22(2): p. 437-448.
- [10] Fabijanska, A., Two-pass region growing algorithm for segmenting airway tree from MDCT chest scans. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2009. 33(7): p. 537-546.
- [11] Lo, P., et al., Vessel-guided airway tree segmentation: A voxel classification approach. *Medical Image Analysis*, 2010. 14(4): p. 527-538.
- [12] Shark, L.K. and C. Yu, Denoising by optimal fuzzy thresholding in wavelet domain. *Electronics Letters*, 2000. 36(6): p. 581-582.
- [13] Lo, P.C., et al., Airway Tree Extraction with Locally Optimal Paths. *Medical Image*

- Computing and Computer-Assisted Intervention - Miccai 2009, Pt I, Proceedings, 2009. 5762: p. 51-58.
- [14] Valdes, R., O. Yanez-Suarez, and V. Medina, Trachea segmentation in CT images using active contours. Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the Ieee Engineering in Medicine and Biology Society, Vols 1-4, 2000. 22: p. 3184-3187,3272.
- [15] Di, Y.J., et al., Modeling of the Human Bronchial Tree and Simulation of Internal Airflow: A Review. Life System Modeling and Intelligent Computing, Pt I, 2010. 6328: p. 456-465,518.
- [16] Singh, H., et al., Automated 3D segmentation of the lung airway tree using gain-based region growing approach. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - Miccai 2004, Pt 2, Proceedings, 2004. 3217: p. 975-982.
- [17] Lipsett, J., Analysis of the conducting airway system in the lung: A new method combining morphometry with mathematical modeling for airway classification. Anatomical Record, 2002. 266(1): p. 51-57.
- [18] Fabijacska, A. and Ieee, The Influence of Preprocessing of CT Images on Airway Tree Segmentation Using 3D Region Growing. Memstech: 2009 International Conference on Perspective Technologies and Methods in Mems Design. 2009, New York: Ieee. 73-76.
- [19] Tanaka, H., et al., Increased airway vascularity in chronic asthma evaluated by a novel side-viewing highly-magnified bronchoscopy. Bronchology and Bronchoesophagology: State of the Art, 2001. 1217: p. 568-569.
- [20] Ertl-Wagner, B.B., et al., Reliability of tumor volume estimation from MR images in patients with malignant glioma. Results from the American College of Radiology Imaging Network (ACRIN) 6662 Trial. European Radiology, 2009. 19(3): p. 599-609.
- [21] 周颖玥,冯焕清,李传富,刘鹏,刘伟. 一种从胸 HRCT 图像序列分割肺的自动化方法[J]北京生物医学工程, 2008, (01)
- [22] 吴伟刚.DICOM 医学图像的获取及处理方法的研究[D]:[硕士学位论文]. 哈尔滨工程大学,2005
- [23] 王永莉.医学图像中血管分割算法的研究[D]:[硕士学位论文]. 上海交通大学,2010.
- [24] 高齐新,于洋,赵大哲,刘积仁. 一种基于水平集的肺部血管快速分割方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2008, (06) .
- [25] 聂生东,李雯,许建荣,程杰军. 自动分割 CT 图像中肺实质的方法[J]. 中国医学影像技术, 2006, (09) .
- [26] 曹蕾,占杰,余晓锬,陈武凡. 基于自动阈值的 CT 图像快速肺实质分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, (12) .
- [27] 常先堂. 基于 PDE 的变分水平集图像分割方法[D]:[硕士学位论文]大连理工大学, 2006 .]
- [28] 王振海.Level Set 算法研究及其在拓扑优化设计中的应用[D]:[博士学位论文]. 西北工业



- 大学,2006
- [29] 任彦华,聂生东. 基于肺部 CT 序列图像的肺实质三维分割[J]中国医学物理学杂志, 2010, (03) .
  - [30] 贾同,孟磊,赵大哲,王旭. 基于 CT 图像的自动肺实质分割方法[J]东北大学学报(自然科学版), 2008, (07) .
  - [31] 季洪健,陈丽萍,王辉,程永德. 呼吸系统疾病的非血管介入治疗[J]介入放射学杂志, 2009, (01) .
  - [32] 傅毅立,李辉,胡滨,侯生才. 经纤维支气管镜治疗支气管胸膜瘘 6 例[J]. 中华胸心血管外科杂志, 2006, (06) .
  - [33] 倪家骧. 微创介入镇痛术治疗慢性疼痛[J]. 中国全科医学, 2006, (12) .
  - [34] 孙兴敏. 癌性疼痛止痛治疗[J]. 中国医疗前沿, 2009, (07) .
  - [35] 哈章,李传富,王金萍,周康源,杨振森. 一种新型的医学图像分割评价方法[J]北京生物医学工程, 2008, (04) .
  - [36] 赵鹏. 高分辨率 CT 图像的纹理分割方法研究[D]:[硕士学位论文]中国科学技术大学, 2009 .
  - [37] 章毓晋. 客观的图象质量测度及其在分割评价中的应用[J]. 电子科学学刊, 1997, (01) .
  - [38] 王昌. 高精度肺部气道树的分割及骨架中心线的提取[D]:[硕士学位论文]中国科学技术大学, 2010 .
  - [39] 刘洲峰, 徐庆伟, 李春雷. 基于小波变换的图像分割研究[J]. 计算机应用与软件, 2009,(04)
  - [40] 余瑞星, 李言俊, 张科. 基于小波变换的多尺度水平集算法研究[J]. 光子学报, 2007,(02)
  - [41] 王振华, 陈杰, 窦丽华. 基于空域多分辨分析的小波变换图像分割方法[J]. 模式识别与人工智能, 2008,(02)
  - [42] 张慧, 刘伟军. 基于多尺度统计形状模型的 Levelset 分割方法[J]. 计算机工程, 2006,(07)
  - [43] 杨青, 何明一. 改进 CV 模型的医学图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2010,(17)
  - [44] Oliveira, D.A.B., et al., A region growing approach for pulmonary vessel tree segmentation using adaptive threshold. Computational Modelling of Objects Represented in Images: Fundamentals, Methods and Applications, ed. J. Tavares and R.M.N. Jorge. 2007
  - [45] 刘军伟. 基于水平集的图像分割方法研究及其在医学图像中的应用[D]:[博士学位论文]中国科学技术大学, 2009 .
  - [46] 吴龙海. 高分辨率 CT 图像的肺部病变计算机辅助诊断研究[D]:[博士学位论文]. 中国科学技术大学, 2009,(07) .
  - [47] 贾同,魏颖,吴成东. 基于几何形变模型的三维肺血管图像分割方法[J]仪器仪表学报, 2010,(10)

## 在学期间学术成果情况

### 发表文章:

1. Dezhi Gao, Xin Gao, Caifang Ni, Tao Zhang ,MGRG-Morphological Gradient Based 3D Region Growing Algorithm for Airway Tree Segmentation in Image Guided Intervention Therapy .IEEE (ISBB 2011).
2. 高德志, 张涛, 薛维琴, 多尺度框架下基于 C-V 模型的肺纹理分割, 计算机工程, 2012(14)。

# 指导教师及作者简介

## 指导教师简介

张 涛(1964-): 男, 吉林省长春市人, 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所研究员, 主要研究方向为: 医学影像处理及手术导航

## 作者简介

高德志(1985-): 男, 吉林省通化市人, 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所读硕士研究生, 主要研究方向为: 医学影像处理。

## 致 谢

时光如白驹过隙，转眼间短暂的硕士学习生活就要结束了，在这不到三年的时间里，我在长春度过了一年的学习时光又在苏州经历了一年半的项目研究生生活，值此即将毕业之际，向所有曾经在生活中关心、支持、帮助我的老师、同学、亲人、朋友们表示最衷心的感谢并送上深深的祝福。

首先要特别感谢我的指导师张涛研究员，感谢恩师在我考入光机所后将我收入门下，并在以后的研究学习中指导我、帮助我，使我在苏州医工所影像室这个新环境中明确了前进方向。张老师严谨求实的科研作风、渊博的知识和勤奋忘我的工作精神，一直鞭策着我去努力探索新，积极进取，请允许我再一次对老师表示衷心的感谢和崇高的敬意，并祝愿老师身体健康，阖家幸福！

这三年的学习中，我还得到了高欣、蒯多杰、邢晓曼、严加勇、黎海文等老师和前辈给予我的无私支持与帮助，在此对他们表示由衷的感谢。

感谢苏州人事教育处崔智勇、尤明秋、肖丽君、王亦乐等老师以及长春研究生部姜磊、王静轩、方秀军、魏洪、陈方老师在学习和生活中给予我的关怀和帮助。

在这里还要感谢薛维琴、董月芳、周志勇、李欢利、孔宁宁、杨洪城、袁欣琪、张海江、赵书涛、管目强、张猛、孟明星、张挺耸、刘轩齐等同学和朋友们的支持和鼓励，是他们给了我丰富多彩的硕士生活。

最后深深的感谢我的母亲及我的亲属，感谢他们为我的成长付出的一切。

谨以此篇文章献给所有关心、帮助、支持、鼓励过我的人，愿你们笑口常开、永远幸福。