

四川 大 学

硕 士 学 位 论 文

题 目 基于各向异性扩散的快速超声斑点噪声去除和图像增强算法

作 者 王 博 完成日期 2009 年 3 月 22 日

培 养 单 位 四 川 大 学

指 导 教 师 刘东权 教授

专 业 计算机应用

研 究 方 向 计算机图形图像处理

授予学位日期 2009 年 7 月 1 日

基于各向异性扩散的快速超声斑点噪声去除和 图像增强算法

计算机应用专业

研究生：王博 指导老师：刘东权 教授

摘要： 超声诊断系统因为其快速，便携，性价比高，和对人体无害等优势，已经成为了一种最广泛使用的医疗成像设备。但是，由于超声成像的原理导致超声图像上面有大量斑点噪声，这使得图像的分辨率受到影响。此外，由于斑点噪声的存在，使得一些图像处理方法（例如，特征检测，图像分割和图像配准）无法在超声图像上面有效的使用。因此，研究如何降低超声图像中的斑点噪声便成为医学图像处理领域的一个热门的问题。

九十年代初，加州大学伯克利分校 Perona 和 Malik 发表了各向异性扩散的图像去噪方法的论文。由于该方法可以做到保边的同时去除图像上的噪声，引起了图像处理领域很多学者的关注和研究。最近几年，超声图像去噪领域有许多科研人员研究把各向异性扩散方法应用于超声图像去噪。然而，大多的研究人员把重点放在了如何提高各向异性去除超声斑点噪声方法的质量，也就是，如何使去噪的效果更好。与此同时，较少的人把研究重点放在如何提高各向异性去除斑点噪声方法的速度。

快速各向异性扩散去除超声斑点噪声的方法的研究有相当的重要性。其一，快速各向异性去噪的方法可以真正用在超声系统上，大多数传统的各向异性方法虽然能达到较好的去除噪声的效果，但是速度往往都很慢，远远达不到实时处理的要求；其二，快速去噪的算法可以用作很多超声图像处理方法的预处理，这样可以以很小的预处理时间开销对图像质量大幅提高，从而有利于其它图像

处理方法得到更好的效果。本论文的重点就在于对快速各向异性去除超声斑点噪声的方法的研究。

本文首先对图像处理和超声图像处理领域一些重要的各向异性扩散去噪算法进行了回顾。在这些部分之后，本文介绍了作者提出的三种改进方法。

第一个改进算法是针对 2002 年 Abd-Elmoniem 的方法，在他的文章中，他使用了一个扩散张量来控制扩散过程，本文将各向异性扩散方程中的扩散张量改为了标量，这样使得在计算的时候不需要逐点进行结构矩阵分解，节省的计算时间，由于他的方法和本文的第一种改进方法都是基于局部相干性，所以两个方法的去噪效果基本相同，同时，本文的方法速度更快。

本文的第二种改进的方法是针对 2002 年 Yongjian Yu 和 S.T. Acton 的方法，他们的方法是一种显式的方式来解各向异性方程，这样步长很小，速度很慢。本文对他们的方法中的各向异性方程进行改进，首先，使得改进后的方程适合使用半隐式方法来解，提高了 SRAD 方法的速度，其次，还提高了算法的稳定性，在使用大步长进行迭代的时候抑制了抖动噪声。

在本文的前两个改进方法中都需要解各向异性方程，也就是每次迭代都要解三对角阵线性方程组，所以，本文的第三个改进方法是使用可并行化的算法来解三对角方程组，并且通过 GPU 编程来实现。通过基于 GPU 的并行计算，本文的第三个改进方法，比第一，二个改进方法的速度又有大幅度提高。

本文通过实验对比了上面提出的各种去噪方法。而后，简述了快速各向异性算法在超声图像全景成像算法和超声图像分割算法中的应用。最后部分是对全文的总结。

关键词：各向异性扩散；去除斑点噪声；图像增强；超声成像

Fast Ultrasound Speckle Reduction and Image Enhancement based on Anisotropic Diffusion Methods

Major: Computer Application

Graduate student: Wang Bo **Advisor:** Liu Dongquan

Abstract: Ultrasound diagnosis systems are widely used now because of its real-time image formation, portability, low cost and noninvasive nature. However, due to the nature of ultrasound imaging, speckle as a dominant noise decreases the image contrast resolution of ultrasound image. Moreover, because of the presence of speckle, it is quite difficult to directly use common image processing methods in ultrasound image (such as feature detection, image segmentation, image registration). Therefore, finding appropriate method to reduce speckle noise in ultrasound image is a hot area for researchers in medical image processing.

In the beginning of the 1990s, Perona and Malik firstly proposed anisotropic diffusion (AD) method to do image denoising. Because this method successfully reduced image noise and preserved image structures, at the same time, more and more people in the field of image processing started doing research in AD method. In recent years, many researchers in the field of ultrasound image denoising studied AD methods to do ultrasound image speckle reduction. However, most researchers paid much attention to improve the denoising quality of AD based speckle reduction methods. At the same time, few people focused on how to improve the speed of AD

based speckle reduction methods.

Improving the speed of AD based speckle reduction methods is of great importance. Firstly, only fast AD based speckle reduction methods can be used in real-time ultrasound imaging system. Although most traditional methods can reduce ultrasound speckle noise well, they cannot be used in real-time ultrasound imaging system. Secondly, fast AD based speckle reduction methods can be used as a preprocessing tool of many ultrasound image processing algorithms. If so, many ultrasound image processing algorithms will be greatly improved because AD methods can improve image quality significantly, and the time cost is little. The most important part of this thesis is about fast AD based speckle reduction methods.

In this thesis, I firstly reviewed some traditional AD methods. After reviewing previous works, three AD methods proposed by the author were introduced.

The first method is a modified algorithm of Abd-Elmoniem's method in 2002. In Abd-Elmoniem's paper, he used a diffusion tensor to control a diffusion equation. In order to further improve the speed of AD method, I proposed to use a diffusion scalar to control a diffusion equation, in this way, we needn't to decompose a structure matrix at each pixel, so the speed of modified method was improved. Because both methods were based on local coherence, so the results of denoising of the two methods were almost the same.

The second method is a modified algorithm of Yu and Acton's method in 2002 (SRAD). In SRAD, they solved an explicit scheme diffusion equation, as a result, the time step size must be very small for numerical stability, and the speed of SRAD was very slow. I modified the diffusion equation. Therefore, firstly, the modified SRAD equation could be discretized by AOS scheme, so the speed would get faster. Secondly, this modification would improve the stability of diffusion, when use a large time step size, the modified SRAD method could suppress the noise brought by large time step size.

In the previous two methods, we all need to solve tridiagonal linear systems (the diffusion equation). Therefore, the third method of this thesis exploited a parallelizable algorithm to solve the tridiagonal linear system. The implement

platform was GPU. By using GPU programming, the speed of the third method was much faster than the first two methods.

I compared above different methods by doing several experiments. Moreover, I briefly introduced the applications of fast AD based speckle reduction methods in Wide-Field-of-View ultrasound imaging and ultrasound image segmentation. The last part of this thesis is a summary.

Keywords: anisotropic diffusion; speckle reduction; image enhancement; ultrasound imaging.

目 录

1. 绪论	- 1 -
1.1. 课题背景及其意义.....	- 1 -
1.2. 本文主要工作	- 2 -
1.3. 本文结构	- 3 -
2. 医学超声技术简介	- 4 -
2.1. 医学超声成像技术基本原理.....	- 4 -
2.2. 医学超声成像技术分类.....	- 6 -
2.3. 超声图像质量的标准	- 8 -
2.4. 超声成像新技术.....	- 9 -
3. B 模式超声图像斑点噪声分析	- 10 -
3.1. 斑点噪声的形成.....	- 10 -
3.2. 超声图像中斑点噪声的统计特性	- 11 -
3.3. 超声图像边界增强算法.....	- 15 -
3.4. 超声图像斑点噪声模型.....	- 19 -
3.5. 模拟超声斑点噪声图像.....	- 19 -
3.6. 本章小结	- 21 -
4. 各向异性扩散去噪方法.....	- 22 -
4.1. 各向异性扩散方法在一般图像处理领域的产生和发展.....	- 22 -
4.1.1. Perona 和 Malik 发表于 1990 年的方法	- 22 -
4.1.2. Weickert 提出的快速算法.....	- 28 -
4.2. 各向异性扩散方法在超声图像去噪领域的发展.....	- 33 -
4.2.1. Yu 和 Acton 于 2002 年提出的方法	- 34 -
4.2.2. Abd-Elmoniem 于 2002 年提出的快速各向异性扩散方法.....	- 38 -
4.3. 本文提出的一些改进方法	- 40 -

4.3.1.	基于局部相干性的快速各向异性去噪方法.....	- 41 -
4.3.2.	基于超声斑点噪声统计特性的快速各向异性去噪方法.....	- 43 -
4.3.3.	基于 GPU 平台实时各向异性去除超声图像斑点噪声方法	- 45 -
4.3.4.	对比实验	- 48 -
4.3.5.	其他各向异性扩散方法的尝试.....	- 53 -
4.4.	各向异性扩散方法在其他超声图像处理问题上的应用.....	- 56 -
4.4.1.	快速各向异性方法在超声全景成像算法中的应用	- 56 -
4.4.2.	快速各向异性方法在超声图像分割算法中的应用	- 58 -
4.5.	本章小结	- 59 -
5.	结论	- 60 -
	参考文献.....	- 61 -
	作者在读期间科研成果简介.....	- 66 -
	申明	- 67 -
	致谢	- 68 -

1. 绪论

1.1. 课题背景及其意义

超声诊断系统因为其快速, 便携, 性价比高, 和对人体无害等优势, 已经成为了一种最广泛使用的医疗成像设备。但是, 由于超声成像的原理导致超声图像上面有大量斑点噪声, 这使得图像的分辨率受到影响。此外, 由于斑点噪声的存在, 使得一些基本的图像处理方法(例如, 图像分割, 配准等方法)无法在超声图像上面有效的使用。因此, 研究如何降低超声图像中的斑点噪声便成为医学图像处理领域的一个热门的问题。在研究去除超声斑点的发展过程中, 许多种方法都先后被提出, 早期的比如基于局部统计特性的滤波器^{[1][2][3][33]}, 中值滤波器^{[4][5]}, 基于傅立叶变换的频率域去噪方法^[6], 叠加算法^[7], 后来, 一些小波变换的方法^[8]和基于各向异性扩散的方法^{[28]-[40]}也被提出。由于各向异性扩散可以达到去除图像噪声的同时保留边界, 所以本文侧重于对基于各向异性扩散的超声图像去噪方法的研究。

九十年代初, 加州大学伯克利分校 Perona 和 Malik 发表了各向异性扩散的图像去噪方法的论文^[28], 由于该方法可以做到保边的同时去除图像噪声, 引起了图像处理领域很多学者的关注和研究^{[29][30][31]}, 整个九十年代有许多学者投入到各向异性扩散这种方法的研究中来, 在 Perona 和 Malik 的工作的基础上提出了很多新算法, 可以说是 Perona 和 Malik 掀起了这股研究基于各向异性(偏微分方程)图像去噪的方法的热潮。

近年来, 各向异性扩散方法开始被引入图像处理的一些子领域(例如, 医学图像处理, 合成孔径雷达图像处理)。2002 年, 弗吉尼亚大学 Yongjian Yu 和 S.T. Acton 成功的将超声图像统计信息用于各向异性方法中来进行超声图像去噪^[32]。此外, 同年埃及开罗大学 Abd-Elmoniem 等人也提出了一种针对超声图像的实时各向异性斑点噪声去除方法^[34]。在他们之后, 又有一些研究人员提出对他们的方法的改进和其他新的各向异性去除斑点噪声算法, 每年都有许多新

的各向异性扩散方法的论文发表在 *IEEE Transaction on Image Processing* 和其他一些图像处理，计算机视觉和医学成像的国际会议上^{[35]-[40]}。总体而言，除了 Abd-Elmoniem 等人的那篇文章外，大部分研究人员把重点放在了如何提高各向异性去除超声斑点噪声方法的质量，也就是，如何使去噪的效果更好，但是，比较少的人员把研究重点放在如何提高各向异性去除斑点噪声方法的速度。本论文的重点就在于对快速各向异性去除超声斑点噪声的方法的研究。

1.2. 本文主要工作

快速各向异性去除超声斑点噪声的方法的研究有相当的重要性。其一，快速去噪的方法将使得基于各向异性的超声图像去噪方法真正可以用在超声系统上，实现实时处理；其二，快速去噪的方法可以用作很多超声图像处理方法的预处理工具，以很小的速度开销为代价，使后面的图像处理方法得到更好的结果。由于上面以上两个重要的原因，促使本文作者在研究生阶段投入了很多时间来研究快速各向异性去除超声斑点噪声的方法。

在本文中，作者在回顾了一系列传统各向异性方法后，重点介绍了本文提出的三种改进方法，分别如下：

1. 在 Abd-Elmoniem 的 2002 年的论文中^[34]，他使用了一个扩散张量来控制扩散过程，本文将各向异性扩散方程中的扩散丈量改为了标量，这样使得在计算的时候不需要逐点进行结构矩阵分解，节省的计算时间，由于他的方法和本文的第一种改进方法都是基于局部相干性，所以两个方法的去噪效果相同，同时，本文的方法速度更快。
2. 在 2002 年 Yongjian Yu 和 S.T. Acton 的论文中^[32]，他们的方法是一种显式的方式来离散化各向异性方程，这样迭代步长很小，速度很慢。本文对他们的方法中的各向异性方程进行改进，首先，使得改进后的方程适合使用半隐式方法来解，提高了 SRAD 方法的速度，其次，还提高了算法的稳定性，在使用大步长进行迭代的时候抑制了抖动噪声。
3. 使用 GPU 并行计算进一步提高各向异性扩散算法的速度。在本文的前两个改进方法中都需要解各向异性方程，中间都涉及到要解三对角阵线性方程组，所以，本文的第三个改进方法是使用并行计算的思想来解三对角

方程组，通过基于 GPU 编程来实现。由于 GPU 有很强的并行计算能力，本文的第三个改进方法，比第一，二个改进方法提高的速度又有大幅度提高。

除去介绍上面三个快速各向异性去除超声斑点噪声的算法外，本文在最后部分还介绍了，快速各向异性去除超声斑点噪声的算法在其他超声图像处理方法中的应用。

1.3. 本文结构

本文的结构安排如下：

第 1 章，介绍了本文的课题背景以及本文的主要研究工作和本文的结构安排。

第 2 章，简单介绍了整个超声系统的基本原理、超声影像技术的分类、超声图像质量的标准，以及最近出现在医学超声系统中的新技术等。

第 3 章，介绍和分析了超声图像中斑点噪声的形成原因和统计特性，并基于此回顾了两类超声图像边界增强算法，介绍了本文提出的方法。而后，介绍了 Log 压缩对超声图像斑点噪声模型的影响，以及 B 模式超声图像的模拟方法。

第 4 章，首先介绍了各向异性扩散去噪方法在一般图像处理领域的产生和发展，然后介绍了近年来各向异性扩散去噪方法在超声图像去噪方面的发展，之后详细地介绍了本文提出的几种改进方法，并且通过对比实验对这几种方法的去噪效果进行了定量分析，随后也介绍了自己尝试改进的其他各项异性去噪方法。最后，介绍了各向异性扩散去噪方法在超声图像全景成像算法和超声图像分割算法中的应用。

第 5 章，对全文进行了总结。概括了这篇论文的主要工作，并提出了这篇论文需要进一步研究的问题。

2. 医学超声技术简介

2.1. 医学超声成像技术基本原理

超声波的超过人耳听觉上限的声波，即大于 20KHz 的声波，简称超声。医学上使用的超声波的频率在 2.5~10MHz 之间，常用的是 2.5~5MHz^{[9][10]}。

超声波在弹性介质中以纵波的形式传播，依靠介质粒子产生的压缩与稀疏交替变化传播能量。超声波具有方向性，它与声源的直径和频率有关。声源直径大于波长，声源频率越高，成束性越好，方向性也越强。临床上利用这一物理特性对人体进行检查。物理上用声阻抗表示介质声学特性的一个物理量，定义为介质密度和声速的乘积。超声在均匀介质中传播时，无声阻抗差，不产生反射；如果两个介质的声阻抗差大于 0.1% 便产生了声学界面，将产生反射，折射。声阻抗越大，反射越强。当入射超声波碰到界面小于声速直径或界面表面不光滑时即会产生散射。由于介质的粘滞性和导热性等因素的影响，超声波在介质中传播时还会发生衰减现象，其振幅和声强逐渐减小。超声波在复杂介质中传播时，反射，折射以及衰减现象同时存在^[9]。

在医学超声上，最常用的成像方法是，超声脉冲回波方法。探头向介质中发射一个超声脉冲波，利用人体组织及其脏器具有不同的特性阻抗，形成回波，通过对回波信号进行处理，得到超声影像。通过对脏器界面不同反射回波的检测和分析，对组织进行定位，并检测其组织特性，实现对疾病的诊断。

超声在人体内传播时，表现为以下类型^[11]：

(1) 无回声无反射型：心脏与血管内血液，尿液，胆液，等物质，常因其无声阻抗的存在，当超声波通过时无反射，因而在回波图像上只显示为无回声暗区。

(2) 低回声少反射型：实质性脏器或软组织，如血管，心脏，肌肉，肝脏和肾脏等，其组织均匀一致，回声较少，用 B 模式二维超声图像显示为均

匀一致，细小，中等强度的像素点；内部具有一定的结构，外部有包膜紧贴于脏器表面，使得该脏器轮廓清晰，边界整齐。

(3) 强回声多反射型：组织结构混乱的实质性肿块，或在两种组织交界处的声阻抗差极大时，则超声显像产生极强的点状或团块状回声。在正常情况下，骨质对超声波吸收多，衰减大，致使超声波不能透过，所以在临床检测时，要避开这些区域。

(4) 含气全反射型：就软组织和含气组织来说，空气与软组织的密度相差极大。在肺脏或肠腔的各周边交界处，因界面的声阻抗相差极大，当超声波经过时，超声声能几乎全部被反射掉了，因而不能通过第二个介质，使得超声波在此界面与探头间发生来回震荡，形成了多次反射或杂乱无章的强回声图像。

(5) 其它反射类型：这主要包括在某些情况下可能出现的回声。它是由于病灶的回声强度与周围组织的回声强度相等，或者相近时产生的超声图像。

目前，临床使用的超声诊断仪，除了连续波多普勒诊断仪外，均采用脉冲回波（pulse-echo）原理。脉冲回波超声诊断仪的种类繁多，结构各异，但均有相似的基本结构。一般都是由数字扫描转换，超声扫描及显示记录三部分组成。

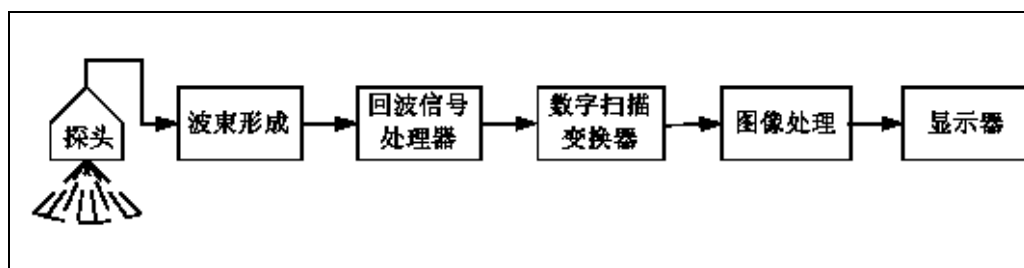


图 2-1 B 模式超声成像系统框图

本文研究的是 B 模式超声图像去噪问题。从临床上看，不论高档还是低档的超声诊断仪，最基础也是最重要的性能指标是 B 模式图像的质量。图 2-1 给出了 B 模式超声成像系统构成的方框图。

从发射超声波到最后显示出图像，要经过探头，回波信号处理，数字扫描变换器及图像后处理等环节。探头又称换能器。在超声诊断仪中完成超声信号

和电信号的转换。探头的基本材料是压电陶瓷材料。目前，常用的探头主要有相控阵探头，线阵探头，凸阵探头，线阵探头。其中线阵探头主要用于腹部或小器官的诊断。凸阵探头分为大凸阵和小凸阵探头，大凸阵探头主要用于腹部疾病诊断，小凸阵主要用于小器官的诊断。探头目前正向微型、细声束、高密度、腔内及介入方向发展。

波束形成中主要的技术有电子聚焦与扫描线控制，变迹，变孔径等，目的是为了获得具有良好指向性的超声波束。对波束形成的控制在超声的发射和接收阶段。在发射时可以控制不同的聚焦深度，也可以选择不同的孔径与变迹函数。在接收时，也可以采用这些技术。在发射时每次发射只能形成一个焦点，选择一种孔径，一种变迹函数；在接收时，随时间变化的接收信号代表着不同深度处产生的回波信号，如果随时间不断调整聚焦深度，孔径大小与变迹函数，就可以获得全程聚焦（动态聚焦）的效果。早期的波束形成都是模拟线路来控制，现在都是数字式的。

回波信号处理的作用是将回波信号的采样点，经过滤波操作提取有用的采样点，同时尽可能多的保留有用信号，这里涉及回波信号直流抑制，低通滤波，和数据压缩。

数字扫描变换器的作用是了解决沿波束方向的采样点与显示器像素点位置不对应而引入的技术。信号的采样点不一定会刚好出现在相对的像素点那个位置上，因此，扫描转换器的作用就是完成坐标变换和像素插值。

图像处理的作用是通过数字图像处理技术，使得图像噪声降低，增强感兴趣的图像区域，以及三维处理等操作。经过这些操作之后的图像就可以显示输出，得到最终临床需要的医学影像。

2.2. 医学超声成像技术分类

超声诊断利用超声波在人体内不同介质中的传播与反射特性的不同，显示出身体内部的组织结构，从而达到诊断的目的。超声诊断的显示方式多样，基本可分为两类^[10]：

(1) 脉冲回声式

发射短脉冲超声，发射间歇期即为接收反射回来信号时间，这样使用一个

探头可完成发射和接收超声的任务。现时超声诊断仪主要利用脉冲回声式进行工作。根据显示方式分为：

A 型（Amplitude Mode，回声示波法振幅调制型） A型超声诊断仪是用幅度调制的方法诊断，由于幅度（amplitude）一词的英文单词第一个字母为A，故称为A型超声诊断仪。以回声振幅的高低和波束的密度来显示。纵坐标代表回声信号的强弱，横坐标代表回声的时间（距离），所以A型亦称一维显示。以前常用A型超声诊断仪测量组织界面距离脏器的大小，鉴别病变的声学性质，结果比较准确。目前A型超声诊断仪已基本被淘汰。

B 型（Brightness Mode，切面超声显像法，二维显示） B型超声诊断仪是灰度调制型，因brightness的第一个字母为B，故称为B型超声诊断仪，以点状回声的亮度强弱显示病变。回声强则亮，回声弱则暗。当探头声束按次序移动时，示波屏上的点状回声与之同步移动。由于扫描形成与声束方向一致的切面回声图，故属于二维图像，具有真实性强、直观性好、容易掌握和诊断方便等优点。按成像的速度，可分为慢速成像法和快速成像法。慢速成像只能显示脏器静态解剖图像，图像清晰、逼真，扫描与检查的空间范围较宽；快速成像能显示脏器的活动状态，也为实时显像诊断法，但所显示的面积较小。

M 型（Motion Mode，活动显示型） M型超声诊断仪是单轴测量距离随着时间变化的曲线。用于做心脏检查的单声束超声心动图。它把心脏各层结构的反射信号以点状回声显示在屏幕上。当心脏跳动时，这些点状回声作上下移动。此时，在示波管水平偏转板上加入一对代表时间的慢扫描锯齿波，使这列点状回声沿水平方向缓慢扫描，显示心脏各层的运动回波曲线。图像垂直方向代表人体深度，水平方向代表时间。由于探头位置固定，心脏有规律地收缩和舒张，心脏各层组织和探头间的距离便发生节律性改变。因而返回的超声信号也同样发生改变。随着水平方向的慢扫描，便把心脏各层组织的回声显示成运动的曲线，即为M型超声心动图。由于它仍是以一声束取样完成的扫描，获得的图像是在此取样线上各个性的时态变化，所以仍属一维显示。

（2）差频回声式

通过发射固定频率的脉冲或连续式超声波，然后接收返回频率已经发生变化的回声（差频回声）再将此回声频率与发射频率进行对比，取得它们的差别量和正负值并显示在屏幕上。根据显示方式分为：

D 型 (Doppler Mode) D型也称差频示波型。依据多普勒效应，在荧光屏上将正负值的差频值显示在纵轴上，一般利用多普勒方程换算成血流速度显示在荧光屏上，而回声的进行时间显示在横轴上，形成多普勒频谱图。

D 型彩色描绘 (Doppler Color Flow Mapping CFM) D 型彩色描绘又称彩色多普勒血流显像。其通过自相关技术，将回收的全部差频回声信息，给予彩色编码显示。它是彩色血流图像信息与 B 型灰阶图像信息叠加构成的画面。通常用红蓝色谱来代表血流方向，以颜色的亮暗表示血流速度。彩色多普勒血流显像能直接观察心内及血管内血流速度，血流分布，端流部位等，大大提高了诊断的速度和效率，成为定性诊断中最可靠的方法。

2.3. 超声图像质量的标准

评价图像的质量就是用一些客观的技术指标来评定某种成像技术的效果。为了评价超声图像的质量，一般文献上都把以下几个参数作为图像质量评定的标准^[12]：

(1) 空间分辨力，指能分辨体内细微组织的能力，除了经常使用的轴向（纵向）分辨力（axial resolution）和侧向（横向）分辨力（lateral resolution）两个参数外，最近又提出了声束厚度方向的分辨力，即切片厚度。技术监督局和制造厂商，一般都采用各种仿真模块来检测以上三个参数。这些仿真模块基本材料是用声特性接近于水的高分子有机材料（如琼脂，凝胶）做成。

(2) 对比分辨力，这项指标通常用来检测仪器在强或者弱的回声情况下，能分辨出相临组织的能力。这项指标可以用调节仪器回波增益和使用仿真模块来间接测量。

(3) 全场均匀性，这项指标主要是检查显示范围内是否都能够提供细微分辨力。如离探头远的远场，及离探头近的近场的分辨力是否一致、均匀。有的超声诊断仪器仅在声束聚焦区内的分辨力高，而在其他区域的分辨力低。这就是声场均匀性差的表现。

(4) 时间分辨力，除了上述空间分辨力外，时间分辨力也是超声诊断仪器的重要指标。两帧图像之间的时间间隔越短，即帧频越高，则时间分辨力越强。这项指标是考核彩超系统的一项重要指标。帧频高的彩超系统显示血流运动的

图像非常逼真。血流显像充盈，心腔中血流显像的连续感强。

2.4. 超声成像新技术

近几年新出现的超声图像处理算法有以下这些，

(1) 基于各向异性扩散的超声图像斑点噪声去除算法

近几年来各向异性去噪方法^[28]被引入到超声图像处理领域，这类算法可以很好的在消除超声图像斑点噪声的同时保留图像上的边界和结构细节。本文的重点就在于研究这一类算法，并且对这类算法的速度进行改进，力求能够在保证同样的去噪效果的同时，大幅度提高这类算法的速度，使这类算法可以达到对超声图像实时处理和显示的要求。

(2) 超声全景成像

超声全景成像在近几年来成为超声图像处理领域的一个比较引人关注的应用^{[46][47]}。它的价值在于，由于超声探头的可以探测的范围有限，很多时候不可能把某个感兴趣区域 **ROI** 在一幅超声图像中显示出来，比如，婴儿，整个腹部，整个咽喉部位。而恰恰完整的显示以上这些感兴趣区域有很大的临床应用意义，所以，需要一种准确，可靠，快速的图像配准方法来对一系列的超声图像进行配准，然后拼接多帧超声图像形成全景成像。由于超声图像被大量斑点噪声覆盖，所以一般的配准算法都无法很好的进行配准，因此本文后面部分会结合超声去噪和图像配准方法进行讨论。

(3) 超声图像血管内膜检测

超声图像分割，尤其是超声血管图像分割问题也有很重要的临床意义^{[48][49][50]}（测量血管内膜的厚度，对诊断心血管疾病有很重要的意义）。但是，由于超声图像斑点噪声的干扰，一般的图像分割方法在这里很难奏效。所以，本文关注的是结合去除斑点噪声算法和分割算法来解决超声图像分割问题。

3. B 模式超声图像斑点噪声分析

3.1. 斑点噪声的形成

斑点噪声 (Speckle Noise) 在干涉性的成像系统中是一种普遍的现象。斑点噪声的出现是因为散射体的相互干扰 (也就是说来自许多散射体的信号的线性叠加), 它往往表现为颗粒状的结构覆盖在真实图像上面。此外, 针对超声成像来说, 斑点噪声是一种掩盖在目标上的, 使之可分辨度降低的杂讯, 它并不代表任何机体组织的特性。事实上, 斑点噪声是妨碍超声成像中检测低对比度囊肿的一个主要障碍^[14]。

脉冲回波成像依赖于反射回来的波从而形成图像, 而反射则会在声阻不同的时候发生。在导致声波反射的目标远远大于发射声波波长的时候, 这被称为镜面反射; 另一方面, 在一个微观的尺度上, 如果导致声波反射的目标远远小于波长, 则会散射声波, 这被称为瑞利(Rayleigh)散射。

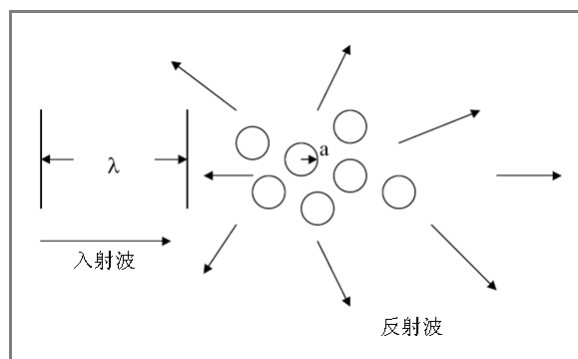


图 3-1 瑞利散射示意图

根据散射体大小和波长的比例 λ , 我们可以定义下面三个区间:

- 镜面反射区间: $ka \gg 1$ 其中, $k = 2\pi / \lambda$ (波的数量), a 是散射体的半径。
- 瑞利反射区间: $ka \ll 1$

- 中间区间：在上面两个中间的区域

以上就是一些超声斑点噪声形成的基本原因，下一个小结则会侧重到超声图像上面，介绍超声图像中斑点噪声的统计特性。

3.2. 超声图像中斑点噪声的统计特性

对于从计算机图像处理角度对超声图片进行研究，当我们了解了超声图像斑点噪声的产生地原因之后，很自然的会想到从超声图片上我们如何区别哪些区域是斑点噪声。这也是本节要讨论的重点内容。

其实早在 1976 年，斯坦福大学电子工程系的学者 Goodman 在研究激光成像相关内容的时候^[13]，就注意到了一些成像系统中斑点噪声的统计特性这个问题，超声图像斑点噪声的统计特性其实一样可以用 Goodman 的研究结论来解释。在超声成像中，当散射体的大小比入射波长小并且在一个采样体里面有很多个散射体时，就会产生斑点噪声。这对于超声成像来说是一个很严重的问题^[14]，因为在人体或动物软组织中散射体大小通常是 $100\mu\text{m}$ （微米），而典型的采样体大小是毫米级的（ $1000\text{ 微米}(\mu\text{m}) = 1\text{ 毫米}(\text{mm})$ ）。正因为此，斑点噪声的形状和图案与散射区域的结构是无关的，它仅仅取决于成像系统和其与目标的相对距离。

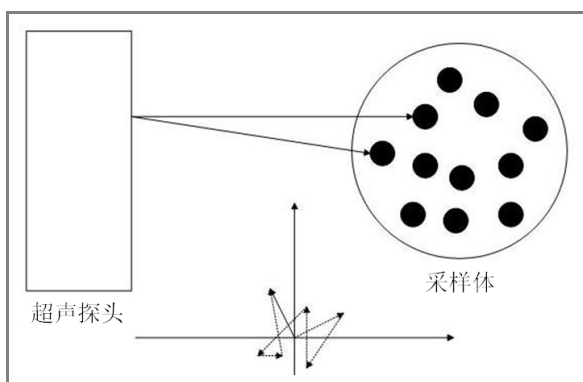


图 3-2 随机游动信号叠加示意图

斑点噪声可以用在复平面上的随机游走来模拟，随机游动中的每一步表示的是探头从一个采样体中的一个散射体接收到的反射回来的信号。因为这些散射体是在一个采样体里面的，所以这些信号就被系统叠加起来。这些信号叠加的和如图 3-2 所示。注意，图中单个向量的长度表示的是来自某个具体散射体的信号的强度，而单个向量的相位与信号传播的延迟有关系（也就是散射体道探头的距离）。如果， $a_k (1 \leq k \leq N)$ 是从一个具体的散射体反射回来被接收到的一个信号具有相位 θ_k ，那么，对于叠加信号 A 我们有可以这样计算，

$$\operatorname{Re}\{A\} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |a_k| \cos \theta_k \quad (3-1)$$

$$\operatorname{Im}\{A\} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N |a_k| \sin \theta_k \quad (3-2)$$

假设下面两个条件被满足的话，

1. 第 k 个向量 a_k 的幅度和相位 θ_k 在统计上是与其它所有的向量（同一个采样体内）的幅度和相位都是相互独立的。
2. 在一个采样体内有许多散射体，它们的位置是随机分布的，因此，相位 θ_k 就服从 $[-\pi, \pi]$ 上均匀分布。

我们就可以得到以下结论，叠加信号 A 的实部和虚部的联合概率函数是

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (3-3)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|a_k|^2}{2}.$$

叠加信号 A 的模的统计特性就是， $I \equiv \operatorname{Re}\{A\}^2 + \operatorname{Im}\{A\}^2$ 是服从指数分布的，

$$p_I = \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{I}{2\sigma^2}} \quad (3-4)$$

包络信号， $E \equiv \sqrt{I}$ 是服从瑞利分布的，

$$p_E = \frac{E}{\sigma^2} e^{-\frac{E^2}{2\sigma^2}} \quad (3-5)$$

它们具有以下有趣的性质，在 Log 压缩前（在超声系统中，往往对包络信号进行 Log 压缩，其目的是压缩信号数据量，来适应商业显示器的有限的动态范围，并且提高显示的分辨率），

$$SNR_I = \frac{\langle I \rangle}{\sigma_I} = 1, \quad (3-6)$$

$$SNR_E = \frac{\langle E \rangle}{\sigma_E} \approx 1.91. \quad (3-7)$$

经过 Log 压缩后，斑点噪声变成了，

$$\sigma_D \approx 4.34(dB) \quad (3-8)$$

以上的结论对我们从超声图像中对斑点噪声进行判别提供了很大的帮助，以上这个结论在 Wagner 发表在 1983 的论文中被提出^[15]。

上面我们所总结的斑点噪声的条件比较特殊，概括为两条，必须要求散射体的数量在一个采样体里面足够多；其次，这些散射体的位置必须是随机分布的。在超声图像上，满足这两个条件的区域，也被称为完全形成的斑点噪声区域(fully formed speckle area)。为了对非瑞利散射区域进行研究，也有很多科研人员对不符合这两个条件的情况下超声图像中斑点噪声的统计特性进行了研究，也提出了一些新的概率模型，比如，K 分布^[16]（用来解释当散射体数目变化时，超声斑点噪声的灰度统计分布）；Rician 分布^[17]（用来说明当散射体的位置分布从随机到不随机变化时，超声斑点噪声的灰度统计分布）；homodyned K 分布^[18]（尝试来解释所以不同的散射体变化类型）；Nakagami 分布^[19]（也是一种广义的模型，概括所有不同的散射体变化类型，但是它是针对经过 log 压缩后的信号）。图 3-3^[20]给出了这几个解释超声斑点噪声概率模型的相互关系。

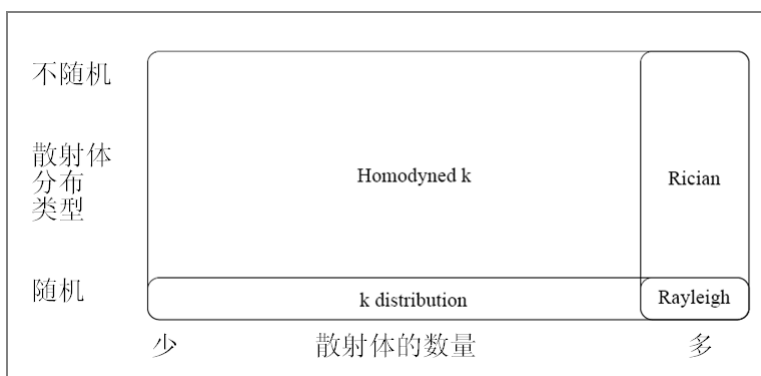


图 3-3 几个解释不同情况下超声斑点噪声概率模型的相互关系

在一般的商业超声系统上，显示出来的图像一般都是经过 Log 压缩的，这

样做的目的有两个，其一，为了增加回波包络的动态范围便于显示；其二，为了减少传输的数据量。例如，在某些超声成像系统中，Log 压缩前数据是 11bit，而压缩后就是 8bit 了。Log 压缩方程如下，

$$Y = n_1 \ln(Z) + n_2 \quad (3-9)$$

其中， Z 是输入的信号， Y 是 Log 压缩后的图像信号， n_1 和 n_2 是常量； n_1 于扫描器的动态范围有关， n_2 与增益设置有关。

由于 Log 压缩是非线性压缩，所以经过了 Log 压缩原来的统计概率模型就不适用了。所以，虽然 Log 压缩前，超声图像上完全形成的斑点噪声区域服从瑞利分布，但是，经过了 Log 压缩就同样的区域的灰度直方图就不符合瑞利分布了。在 Kaplan 和 Ma 发表于 1994 年的论文中对这个问题进行了研究^[21]，他们提出，Log 压缩前服从瑞利分布的超声图像上完全形成的斑点噪声区域，经过 Log 压缩后，服从双指数分布(double exponential distribution)，其方程如下，

$$f_Y(y) = (1/\beta) \exp[-g - \exp(-g)] \quad (3-10)$$

其中 $\beta = n_1 / 2$, $g = (a - y) / \beta$, $a = [n_1 \ln(2\sigma^2) / 2] + n_2$ ，于是我们可以计算 Log 压缩的超声图像上完全形成的斑点噪声区域的灰度直方图的均值和方差如下，

$$Mean_{Log-Rayleigh} = \frac{n_1 \ln(2)}{2} + n_1 \ln(\sigma) - \frac{\gamma n_1}{2} + n_2 \quad (3-11)$$

$$VAR_{Log-Rayleigh} = E[(y - \bar{y})^2] = \frac{(\pi\beta)^2}{6} = \frac{\pi^2 n_1^2}{24} \quad (3-12)$$

其中 $\gamma \approx 0.5772$ 是欧拉常数。从上面的这个结果我们可以看出，Log 压缩后超声图像上完全形成的斑点噪声区域的灰度直方图的均值受到 σ 和压缩系数 n_1 和 n_2 控制，但是，它的方差仅仅取决于系统的动态范围 n_1 。图 3-4 表示了 Log 压缩前后灰度直方图的变化，表 3-1 中数据是实验中所设定的参数。

表 3-1 实验参数

Phantom	a	β
RMI	41.82	7.46
Slurry	67.15	6.83

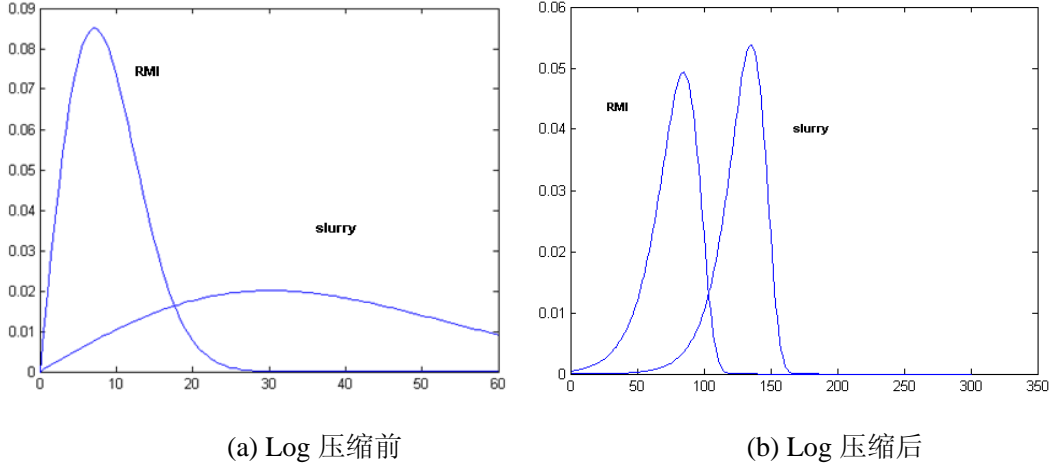


图 3-4 Log 压缩前后直方图对比实验

在 Ghofrani 的论文中，他提出了用 Nakagami 分布^[19]来概括不同的散射体的分布的情况。Log 压缩后的信号的方差如下，

$$VAR_{Log-Nakagami} = E[(y - \bar{y})^2] = \frac{n_1^2}{4} \cdot \zeta(m) \quad (3-13)$$

其中 $\zeta(m)$ 的定义如下，

$$\zeta(m) = \frac{1}{m^2} + \frac{1}{(m+1)^2} + \frac{1}{(m+2)^2} + \dots \quad (3-14)$$

Nakagami 分布在 m 变为 1.5 时就是 Rician 分布了，所以 Log 压缩后 Rician 分布的方差如下，

$$VAR_{Log-Rice} = \frac{\pi^2 n_1^2}{42.23} \quad (3-15)$$

由此可见，对于一幅 B 模式超声图片中，完全形成的斑点噪声区域的灰度方差图的方差是定值（如果系统的动态范围 n_1 固定的话），组织边界的灰度直方图的方差也是定值，这些结论对于在超声图片上面进行去噪和应用其他图像处理方法很有用。

3.3. 超声图像边界增强算法

图像增强在图像处理领域是一个重要的课题^[22]。根据上一节针对超声斑点

噪声的分析，可以得到结论是在 Log 压缩前超声图像上完全形成的斑点噪声区域 SNR 是定值，经过 Log 压缩后，完全形成的斑点噪声区域的方差是定值（如果系统的动态范围 n_l 固定的话），所以可以利用这些统计特性来实现一些简单的基于超声斑点噪声统计特性的超声图像边界增强算法。这类边界增强算法的目的并不是去除超声图像上的斑点噪声，而是试图仅仅增强图像上面那些边界和具有结构信息的区域，从而使得超声图像上面的边界和结构细节更加清楚。

传统上，有一些研究人员使用固定分块计算超声图像统计特性来做超声图像边界增强^[23]，这种方法的好处是，每幅图像只用计算一相对较少块区域的统计值，比如方差，信噪比等，就可以根据计算后的结果判断超声图像上每块区域是不是在边界上，从而决定是否对图像进行增强和增强多少。在这篇论文中^[23]，作者使用基于共生矩阵^[24]的一些统计值（均值，方差，相关系数）对超声图像上固定分块后的不同区域进行分类，分为强边区域，弱变区域，斑点噪声区域，和伪影区域这几类。然后，分别对不同类的区域进行增强或保持不变。下面是该方法的一组实验结果。



图 3-5 基于共生矩阵的固定分块图像增强算法实验结果

图 3-5 中，从左边起第一幅是原始超声图像，第二幅显示的正方形区域是伪影区域，第三幅显示的是强边区域，最后一幅显示的是弱边区域，第二，三，四幅图所正方形框没有包括的区域是斑点噪声区域。从这一组实验我们可以看出，该方法基本可以正确的找到各个不同的区域。

然而，固定分块图像增强算法也有其不足。虽然，固定分块后，计算的图像上的区域个数比较少，但是，每块区域都覆盖了一片范围，比如，超声图像

上面某块被判定为强边区域，但是，这块里面很有可能并不仅仅有边界，往往还包含一些弱边或斑点噪声区域。如果我们对这块区域整体进行图像增强，那这块中的斑点噪声区域也被增强了，分块的增强后还会造成增强块和相邻其他块之前出现“马赛克现象”。为了消除这种现象，还要在增强块周围进行线形插值，之后再进行增强。从上面的分析，我们可以看出固定分块图像增强算法有利也有弊，好处是快；坏处是不准确，增强边界区域的同时也增强了很多斑点噪声区域。

除了上面的这种固定分块的图像增强算法，也有很多研究人员提出非固定分块的图像增强算法。因为 Log 压缩后，超声图像上斑点噪声区域方差为定值，服从双指数分布。那么逐点计算一个规定大小的窗口内的灰度值的某个统计值（可以是方差或者方差比均值），然后用每点计算得到的这个统计值作为权重因子来控制增强函数，这样就是一种非固定分块的图像增强算法。当然，也可以在每个点计算并保存一个规定大小的窗口内灰度值的直方图，然后对图像上每个点的所得到的直方图与斑点噪声区域的直方图进行比较，从而得到一个系数作为图像增强函数里面的权重因子。

相对于上面几种方法，本文提出的一种算法是基于直方图宽度的超声图像增强算法每点计算统计值的计算量更小一些。该方法的理论基础同样来自于超声图像斑点噪声统计特性。示意图如下：

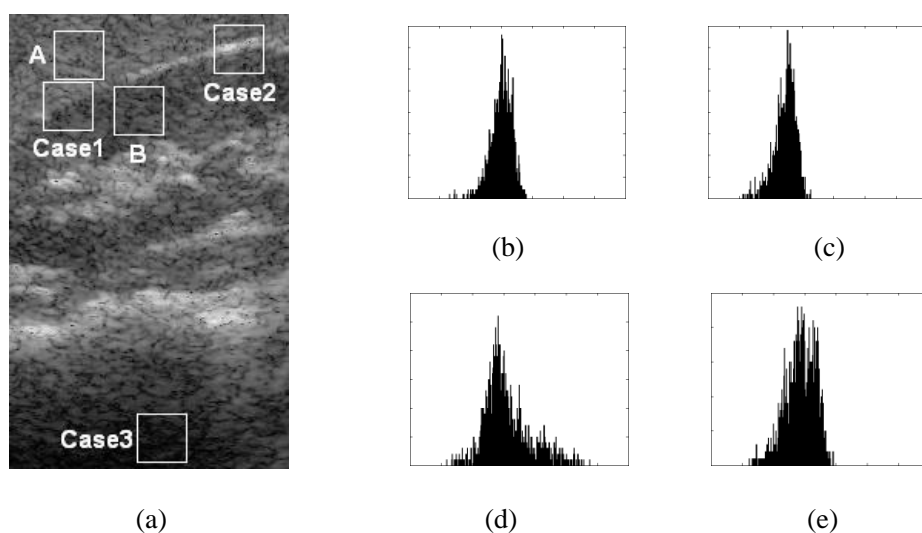


图 3-6 超声图像上不同区域直方图

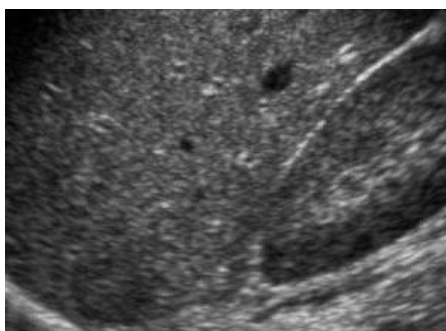
在上页图 3-6 中, (a) 为超声 B 模式图像及直方图计算区域示意图, (b) 为(a)中标记为 A 的窗口内图像灰度值直方图, (c) 为(a)中标记为 B 的窗口内图像灰度值直方图, (d) 为(a)中标记为 Case2 的窗口内图像灰度值直方图, (e) 为(a)中标记为 Case1 的窗口内图像灰度值直方图。图像上边界区域的灰度值直方图的方差则会比较大。基于此, 可以定义这样一个系数,

$$k_{i,j} = \{u, \text{当前窗口的灰度直方图有多少不同的值}\} \quad (3-16)$$

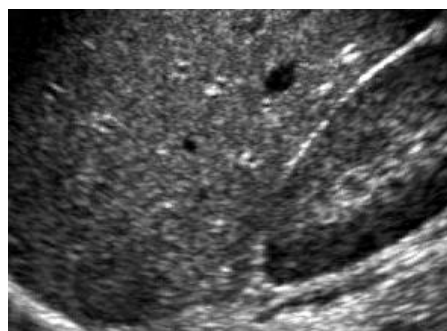
在整幅图像每点计算规定大小窗口内的 $k_{i,j}$ 值, 然后通过下面的图像增强公式对图像进行增强,

$$f_{i,j} = g_{i,j} + \alpha \cdot k_{i,j} (g_{i,j} - \bar{g}) \quad (3-17)$$

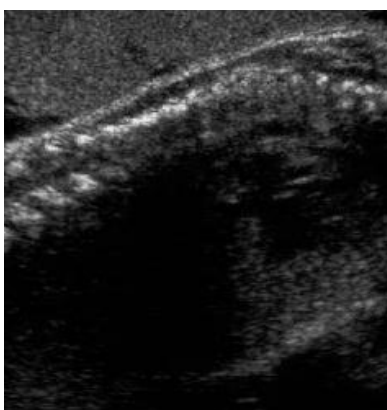
此处 $f_{i,j}$ 为每点增强后的新灰度值, $g_{i,j}$ 原始图像上每点的灰度值, \bar{g} 是整幅原始图像的均值, $k_{i,j}$ 是每点增强多少的权重值。



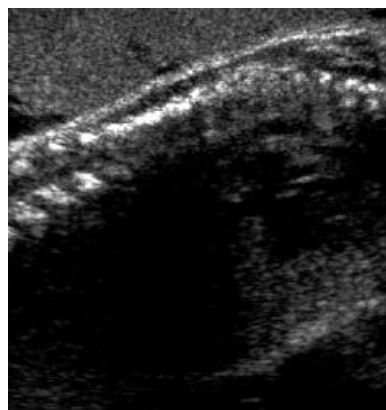
(a) 原始肝肾部位超声图像



(b) 增强后的图像



(c) 原始胎儿超声图像



(d) 增强后的图像

图 3-7 基于直方图宽度的超声图像增强算法实验结果

从上面一组实验(图 3-7)我们可以看出, 该方法基本达到了预期的效果, 也就是仅增强超声图像上的边界和结构细节区域, 而对斑点噪声区域基本不进行增强。相对固定分块超声图像增强方法而言, 以上方法的优点是它更准确, 增强边界区域同时保持斑点噪声区域不变。当然, 上面提出的这个方法也有不足, 那就是需要逐点计算一个统计值, 比固定分块的方法要多计算很多块区域的统计值。

3. 4. 超声图像斑点噪声模型

在超声成像系统中, 斑点噪声可以用乘法噪声模型来近似^[34],

$$f(x, y) = g(x, y)n_m(x, y) + n_a(x, y) \quad (3-18)$$

上式中, $g(x, y)$ 是没有受噪声污染的原始图像, $f(x, y)$ 是受到噪声污染后的图像, n_m 和 n_a 分别是乘法噪声和加法噪声, x 和 y 分别是横坐标和纵坐标。因为在超声成像系统中, 加法噪声(例如, 探头产生的噪声)相对于乘法噪声(斑点噪声)来说很小, 所以上面的方程式又可以写成,

$$f(x, y) \approx g(x, y)n_m(x, y) \quad (3-19)$$

正如第二章中介绍的那样, 超声回波包络信号在显示前会经过 \log 压缩, 那么压缩后的噪声模型就变为了,

$$\log(f(x, y)) = \log(g(x, y)) + \log(n_m(x, y)) \quad (3-20)$$

这样一来, \log 压缩后的超声图斑点噪声就是一种加法噪声。

3. 5. 模拟超声斑点噪声图像

下面介绍的是一种超声图像模拟方法, 在 Yu 和 Acton 发表于 2002 年的论文^[32]中他们使用的是 1980 年 Bambre 的论文的方法^[25]。假设 $V(x, y)$ 表示了一个二维的超声回波信号, x 和 y 各自代表横向和纵向的坐标。这里我们假设成像系统具有线性的, 空间不变的点扩散函数。那么, 被成像的一个目标的散射体的数量就可以被表达为一个扩散函数, $T(x, y)$ 是原始 RF 信号,

$$V(x, y) = h(x, y) * T(x, y) \quad (3-21)$$

上面方程中 $*$ 表示空间卷积， $T(x, y)$ 表示目标物体的声阻的不均一， $h(x, y)$ 表示的是点扩散函数。假设 $h(x, y)$ 是可分离的，那么， $h(x, y) = h_1(x)h_2(y)$ ，其中， $h_1(x)$ 是一个高斯加权的正弦函数（Gabor 函数），如下，

$$h_1(x) = \sin(k_0 x) \exp[-x^2 / (2\sigma_x^2)] \quad (3-22)$$

其中， $k_0 = 2\pi f_0 / c$ ， c 是组织的声速， f_0 是中心频率， σ_x 表示传播超声波的脉冲宽度。第二个部分 $h_2(y)$ 是发射和接收孔径的空间响应，

$$h_2(y) = \exp[-y^2 / (2\sigma_y^2)] \quad (3-23)$$

其中， σ_y 表示发射的超声波的带宽。这样以来，模拟超声图像就可以通过计算下面两个空间一维卷积而得到，

$$V(x, y) = h_2(y) * h_1(x) * T(x, y). \quad (3-24)$$

在 Yu 和 Acton 的论文中，他们采用了下面的散射模型，

$$T(x, y) = t(x, y) \cdot G(x, y) \quad (3-25)$$

其中， $t(x, y)$ 是被成像的目标的回声反射模型（也就是没有斑点噪声的被成像的图像）， $G(x, y)$ 是一个零均值的高斯白噪声场。

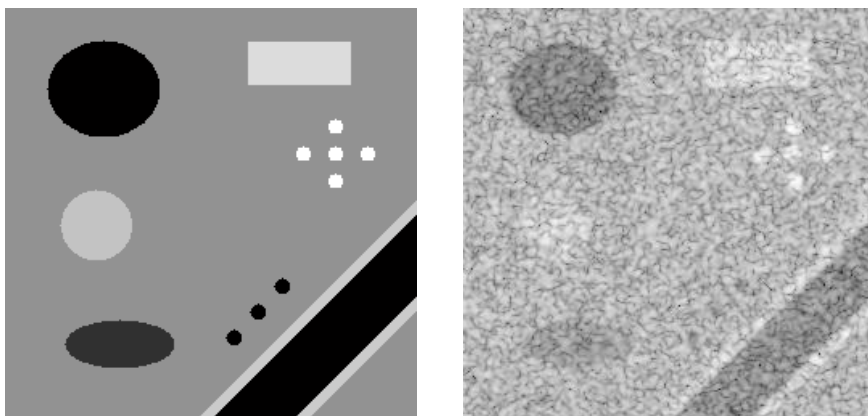
由于 $V(x, y)$ 是一个带通信号，那么可以用下面一种正交的形式来表示，

$$V_a(x, y) = V(x, y) + j\hat{V}(x, y) \quad (3-26)$$

其中， $\hat{V}(x, y)$ 表示 $V(x, y)$ 的希尔伯特变换。这样一来，我们就模拟出了 B 模式超声图像（显示的是它的包络信号），

$$A(x, y) = |V_a(x, y)| \quad (3-27)$$

整个模拟超声图像的过程可以理解为用一个点扩散函数与回声反射背景图像和高斯白噪声场的乘积进行卷积的过程。其中点扩散函数从超声系统的脉冲波的发射和接收推导而来。使用卷积的原因是，图像上的每一点的值其实是来自很多散射体的信号的叠加，所以可以用卷积来模拟这个过程。下面是一组超声图像模拟实验，其中用到的参数有以下一些，中心频率为 5 MHz，脉冲宽度为 1.2，侧向波宽为 1.5，复高斯随机场的均值为 0，方差为 1；回声反射背景图像大小为 256×256，中间的一些区域及其灰度值为，深黑色椭圆区域（模拟心室）灰度为 2，长方形区域灰度为 25，圆形灰白色区域灰度为 18，浅灰色椭圆灰度为 4，图像中右下方黑色区域（模拟血管），血管内部灰度为 3，血管壁灰度为 20，三个深色原点灰度为 2，5 个浅色原点灰度为 40，背景的灰度为 10。下页图 3-8 中，(a)和(b)都是经过 Log 压缩，然后又进行了同样的线形灰度映射显示出来。



(a) 回声反射背景图像

(b) 生成的模拟 B 模式超声图像

图 3-8 超声图像模拟实验

3.6. 本章小结

本章主要介绍了医学超声 B 模式图像中斑点噪声的形成原因和统计特性，此外还回顾了超声图像边界增强算法，介绍了本文提出的一种边界增强算法算法。而后，介绍了 Log 压缩对超声图像噪声模型的影响。最后介绍了，超声图像的模拟方法，模拟的超声图像可以用来对各种去噪算法进行定量分析。

4. 各向异性扩散去噪方法

4.1. 各向异性扩散方法在一般图像处理领域的产生和发展

各向异性扩散是偏微分方程方法在图像和视觉处理领域的应用一个分支。图像处理领域采用偏微分方程的思想创始工作应该归功于 Koenderink 和 Witkin 各自独立的工作^[26]，他们在图像处理中引入了尺度空间的理论。尺度空间理论现在已经成为图像处理中偏微分方程应用的基础。Koenderink 在他 1984 年的论文 *The Structure of Images*^[27]中提出了多尺度图像可以表示为 Gaussain 滤波器处理的结果。形象地说，也就是用高斯模板对图像进行模糊的过程，在数学上与热能各向同性扩散是一致的，用越大的模板对图像进行模糊，就相当于热能在某空间里各向同性扩散的时间越长。

九十年代初，加州大学伯克利分校 Perona 和 Malik 发表了各向异性扩散的图像去噪方法的论文^[28]，由于该方法可以做到保边的同时去除图像上的微小噪声，引起了图像处理领域很多学者的关注和研究，整个九十年代有许多学者投入到各向异性扩散这种方法的研究中来，对 Perona 和 Malik 的方法提出了很多改进，可以说是 Perona 和 Malik 掀起了这股研究基于各向异性（偏微分方程）图像去噪的方法的热潮。

4.1.1. Perona 和 Malik 发表于 1990 年的方法

4.1.1.1. 尺度空间概念的提出

在 Perona 和 Malik 的这篇论文中^[28]，他们首先回顾了由 Koenderink 提出的多尺度图像可以表示为 Gaussain 滤波器处理的结果的概念^[27]。这个概念的核心是，通过用一个方差为 t 的 Gaussain Kernel（高斯核/高斯模板） $G(x, y; t)$ 与原图像 $I_0(x, y)$ 进行卷积于是便得到一组衍生图像 $I(x, y, t)$ ，可以表示为下面的公式：

$$I(x, y, t) = I_0(x, y) * G(x, y; t). \quad (4-1)$$

公式(4-1)中 t ，也被称为尺度空间参数，这个参数的值越大，所对应的衍生图像就越模糊（分辨率越粗糙）；高斯核函数 $G(x, y; t)$ 定义如下，

$$G(x, y; t) = \exp[-(x^2 + y^2)/4t] / Ct \quad (4-2)$$

Koenderink 也指出这样由一个参数控制的衍生图像的类也可以被看作是热（传导）方程的解，如下式，

$$I_t = \Delta I = (I_{xx} + I_{yy}). \quad (4-3)$$

上面公式的初始条件为 $I(x, y, 0) = I_0(x, y)$ ，也就是初始图像。Koenderink 受这个扩散方程启发提出了两个准则：

- 1) 因果性：当尺度由小变大时，不产生新的细节特征。此特性称为因果性。热传导方程具有因果性，随着尺度空间参数 t 的增大，图像的平滑效果增强，原始图像中的细节逐渐消失。
- 2) 定位特性：在不同尺度上，图像特征的空间位置变化情况为定位特征。方程(4-1)在大尺度上所保留下来的图像特征，其空间位置会展宽且发生漂移。

4.1.1.2. Perona 和 Malik 论文

在上一节的常系数热传导方程中，热传导系数为常数 1，产生的是线形尺度空间，它没有考虑到图像的空间位置。Perona 和 Malik 给出了扩散系数（传导系数）可变的各向异性扩散方程：

$$I_t = \text{div}(c(x, y, t)\nabla I) \quad (4-4)$$

公式(4-4)中 div 表示散度符号（散度算子）， ∇ 为梯度符号（梯度算子）。当 $c(x, y, t)$ 为常数 1 时，方程(4-4)变为各向同性的热传导方程(4-3)。如果我们能在不同的时间尺度上（方程每次迭代时），通过一些方法指导图像中边界的位置，那么就可以在图像中区域的内部进行平滑，而在区域与区域之前的图像边界上不进行平滑操作，这样我们就可以实现保持边界的同时，对图像进行模糊/去噪。最简单的想法来设计一个扩散系数的函数，如下，

$$c(x, y, t) = \begin{cases} 1 & (x, y, t) \in \text{区域内部}, \\ 0 & (x, y, t) \in \text{图像边界}. \end{cases} \quad (4-5)$$

实际情况中，图像边界检测同样是一个极其复杂的问题，不可能很容易的指导。因此，Perona 和 Malik 用点与点之前的梯度的大小作为判断某点是不是在边界上，从而给出了如下的扩散系数方程，

$$c(x, y, t) = g(\|\nabla I(x, y, t)\|) \quad (4-6)$$

公式(4-6)中 $g(\nabla I)$ 可以为下面的形式，

$$g(\nabla I) = e^{-(\|\nabla I\|/K)^2} \quad (4-7)$$

$$g(\nabla I) = 1/(1 + (\|\nabla I\|/K)^2) \quad (4-8)$$

这两个函数的形状如下：

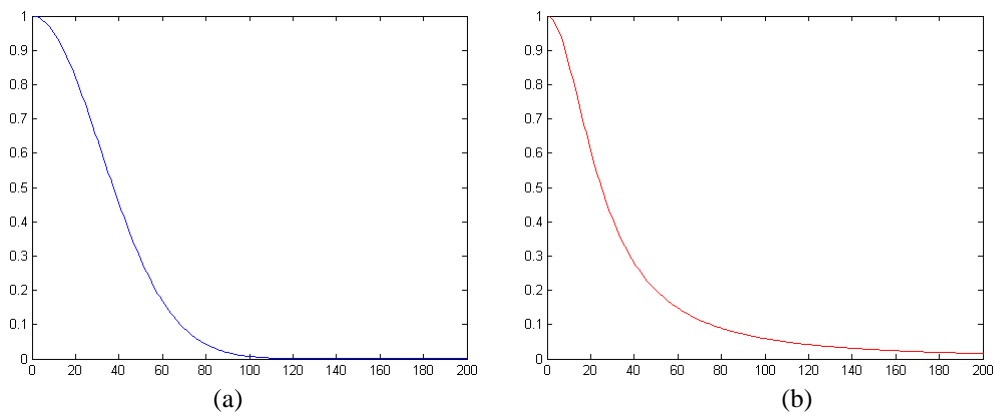


图 4-1 函数形状图

其中，图 4-1(a)是公式(4-7)中的函数，参数 $K = 45$ ；图 4-1(b)是公式(4-8)中的函数，参数 $K = 25$ 。这里我们要注意，参数 K 的选择对于最终各向异性扩散的结果是有影响的。

方程(4-4)的离散化形式如下，

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda[c_N \cdot \nabla_N I + c_S \cdot \nabla_S I + c_E \cdot \nabla_E I + c_W \cdot \nabla_W I]_{i,j}^t \quad (4-9)$$

在上面的公式中，为保证数值运算的稳定性，必需使 $0 \leq \lambda \leq 1/4$ ； N, S, E, W 代表了上，下，右，左四个方向，其他的参数的意义如下，

$$\nabla_N I'_{i,j} = I'_{i-1,j} - I'_{i,j} \quad (4-10)$$

$$c'_{Ni,j} = g(|\nabla_N I'_{i,j}|) \quad (4-11)$$

上面两个公式都是以 N 上侧的方向为例，其他的方向的定义也是类似的。下面是几组实验图片和结果，第一组实验侧重点是了解扩散系数方程中参数 K 对最终结果的影响，所以这一组实验中其他一些参数比如迭代次数，迭代步长 λ 都是固定的；第二组实验的侧重点则是了解迭代次数对最终结果的影响，为此其他的参数也固定不变；第三组实验则是测试迭代步长 λ 对最终结果的影响。



(a) 原始图片



(b) 迭代 30 次, $\lambda=0.25$, $K=3$



(c) 迭代 30 次, $\lambda=0.25$, $K=10$



(d) 迭代 30 次, $\lambda=0.25$, $K=20$

图 4-2 Perona 和 Malik 1990 年方法的实验结果一

上面一组实验中(图 4-2)， $g(\nabla I)$ 函数使用的都是公式(4-8)。从这一组实验结果中，我们可以看出参数 K 对各向异性去噪的结果有影响，当 K 比较小的时候，算法对弱边界就更敏感，从而也就保留更多的弱边；当 K 比较大的时候，许多弱边和结构细节就会被模糊掉，致使最终结果中只剩下一些强边被保留下来。

下面是第二组实验，目的是测试不用迭代次数对最终结果的影响。



(a) 原始图片



(b) $K=10$, $\lambda=0.25$, 迭代 10 次



(c) $K=10$, $\lambda=0.25$, 迭代 30 次



(d) $K=10$, $\lambda=0.25$, 迭代 50 次

图 4-3 Perona 和 Malik 1990 年方法的实验结果二

从第二组实验(图 4-3)我们可以看出, 迭代次数对最终的结果也有影响。大体上是, 如果迭代次数较少, 而迭代步长 λ 和其他因素不变时, 图像上面较多的弱边和细节会保留下来, 原因是因为迭代次数比较少, 灰度流动比较少; 如果迭代次数比较大, 这样会使更多的弱边和图像细节被模糊掉。

下面是第三组实验, 针对不同的迭代步长 λ 对最终结果的影响。



(a) 原始图片



(b) $K=10$, 迭代 30 次, $\lambda=0.10$



(c) $K=10$, 迭代 30 次, $\lambda=0.25$



(d) $K=10$, 迭代 30 次, $\lambda=0.75$

图 4-4 Perona 和 Malik 1990 年方法的实验结果三

从第三组实验(图 4-4)我们可以看出, 迭代步长 λ 对最终的结果有很大影响。如果 λ 小于 0.25, 这是迭代方程是稳定的; 如果 λ 大于 0.25, 我们可以看出, 这

是方程已经不稳定，得到的结果是混乱的。在 λ 小于 0.25 的情况下，如果其他条件不变，图像上面较多的弱边和细节会保留下来，原因是因为每次迭代时，灰度流动比较少；反之，当 λ 越接近 0.25 时，这样会使每次迭代灰度流动更多，从而使得用大一些的迭代步长可以与小迭代步长达到同样的模糊/去噪效果的同时，不需要那么多的迭代次数。

从上面三组实验我们可以看出，迭代步长 λ ，迭代次数，以及参数 K 都会对参数有影响。其中，参数 K 对检测什么是边界有影响，而不同的迭代次数会使我们在固定其他参数时取得的效果有所改变。只有迭代步长 λ 可能让我们在达到同样的模糊/去噪效果的同时，减少迭代次数（也就是使用更少的处理时间），但是，很可惜在 Perona 和 Malik 的论文中，他们使用的这种离散化偏微分方程的方法地迭代步长有限制，必需小于 0.25 才行。在 Perona 和 Malik 之后，其他的研究者对各向异性方法的数值计算又了进一步的研究，下面的一个小结就会从这个方面进行介绍。

4.1.2. Weickert 提出的快速算法

4.1.2.1. CLMC 方法

在 Perona 和 Malik 之后，1992 年四位研究人员 Catt ǎ Lions, Morel and Coll 共同提出了一种改进 Perona 和 Malik 论文的方法^[29]，一维 CLMC 方程如下，

$$I_t = \partial_x [g(|\partial_x u_\sigma|^2) \partial_x u] \quad (4-12)$$

在这个公式的最简单的离散化形式如下，

$$\frac{I_i^{k+1} - I_i^k}{\lambda} = \sum_{j \in N(i)} \frac{g_j^k + g_i^k}{2h^2} (I_j^k - I_i^k) \quad (4-13)$$

其中 $N(i)$ 是一个像素 i 的两个相邻像素的集合（边界点就只有一个相邻点），扩散系数 g_i^k 是 $g(|\nabla u(x_i, t_k)|^2)$ 的近似，可以按下面的方式得到，

$$g_i^k := g \left[\frac{1}{2} \sum_{p, q \in N(i)} \left(\frac{I_p^k - I_q^k}{2h} \right)^2 \right] \quad (4-14)$$

以上公式适合于非图像边界上的点，对于图像边界上的点也可以通过复制图像使得我们可以计算图像边界上的点的 g_i^k 。由于 CLMC 方法的这些变化，我们可

以把离散化的各向异性迭代方程写成一种矩阵-向量的形式，如下：

$$\frac{I^{k+1} - I^k}{\lambda} = A(I^k)I^k \quad (4-15)$$

其中 $A(I^k) = [a_{ij}(I^k)]$ 如下，

$$a_{ij}(I^k) := \begin{cases} (g_i^k + g_j^k)/2h^2 & [j \in N(i)], \\ -\sum_{n \in N(i)} (g_i^k + g_n^k)/2h^2 & (j = i), \\ 0 & (\text{else}). \end{cases} \quad (4-16)$$

这样一来前面的矩阵-向量的方程式就可以写成下面的这种迭代形式，

$$I^{k+1} = [U + \lambda A(I^k)]I^k \quad (4-17)$$

上面的这个方程式中， U 是一个行列为 $K \times L$ 单位阵（其中 K 为图像的高， L 为图像的宽）。像上面这种形式的方程组和 Perona 和 Malik 1990 年的论文中的方法一样，所求的向量 I^{k+1} 可以被已知的系数矩阵和前一次迭代的图像 I^k 所表示出来，也被称为显式形式（Explicit Scheme）。

4.1.2.2. Weickert 提出的离散化非线性扩散尺度空间准则

在 CLMC 方法的论文中，一个对 CLMC 方程和它的各向异性扩散的结果的尺度空间的解释被提出。除了保持整幅图像灰度值不变，各向异性方法还可以提高对比度，这是因为各向异性方法产生了模糊的尺度空间：各向异性产生的一系列衍生图片遵循最大最小值原理，有一大类平滑的 Lyapunov 函数，并且收敛于一个不变的稳态。

但是，对于一般的离散化的扩散方程，并没有方法能确保其能产生模糊的尺度空间，因此，Weickert 在他 1998 年的论文^[31]中提出了以下的准则，如果能满足以下准则，就可以保证该各向异性方程能产生模糊的尺度空间。假设，一般的离散化扩散方程如下，

$$\begin{cases} I^0 = I_0 \\ I^{k+1} = Q(I^k)I^k \quad \forall k \in [0, +\infty] \end{cases} \quad (4-18)$$

其中 I^k 是图像向量，它的长度是图像中像素点的个数的总和，记为 n ； $Q(I^k)$ 是一个 $n \times n$ 的矩阵，且 $Q(I^k) = [q_{ij}(I^k)]$ 。下面就是具体的离散化非线性扩散尺度空间准则（准则是针对 $Q(I^k) = [q_{ij}(I^k)]$ 而言）。

- D1 连续性 ($Q \in C(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n)$);
- D2 对称性 ($q_{ij} = q_{ji} \quad \forall i, j \in J$) ;
- D3 每行元素之和为 1 ($\sum_{i \in J} q_{ij} = 1 \quad \forall i \in J$) ;
- D4 非负性 ($q_{ij} \geq 0 \quad \forall i \in J$) ;
- D5 对角线元素全部为正 ($q_{ii} > 0 \quad \forall i \in J$) ;
- D6 连通性 (任何两个像素都可以通过一个不消失的扩散系数的路径相连)。

在 Weickert 发表于 1998 年的论文中^[31], 他随后通过以上六条准则证明了显式形式的二维各向异性扩散方程, 扩散系数必须小于 0.25, 这也就是为什么 Perona 和 Malik 的论文中指出必须把各向异性的扩散系数必须小于 0.25。同时, Weickert 也在随后提出了一种新的离散化形式, 这在下一节将会介绍。

4.1.2.3. Weickert 提出的半隐式形式各向异性扩散方程离散化方法

一维的半隐式形式各向异性扩散方程如下,

$$\frac{I^{k+1} - I^k}{\lambda} = A(I^k)I^{k+1} \quad (4-19)$$

上式可以写成如下形式,

$$[U - \lambda A(I^k)]I^{k+1} = I^k \quad (4-20)$$

从上面这个方程我们可以看出, I^{k+1} 不能被直接的得到, 必需通过解一个线性方程组才可以得到。因此, 这种形式被称为线性隐式形式 (也叫做半隐式)。在 Weickert 发表于 1998 年的论文中^[31], 他随后简单的证明了半隐式满足离散化非线性扩散尺度空间准则, 更重要的是半隐式的迭代步长不受限制, 这也就意味着当我们使用半隐式来解各向异性扩散方程时, 可以使用更大的步长, 那么提高各向异性扩散去噪方法的速度便成为了可能。

上面给出的半隐式各向异性扩散方程仅仅是一维的, 下面是二维的各向异性扩散方程,

$$I^{t+1} = [U - \lambda \sum_{l=1}^2 A_l(I^t)]^{-1} I^t \quad (4-21)$$

上面这个公式在实际编程时会遇到比较大的麻烦, 原因很简单, 因为图像是二维的, 现在被分为两个数组, 他们的计数顺序不同, 一个是一行一行的来算;

另外一个是一列一列来算。真因为如此他们才能如各自的系数矩阵 $A_1(I')$ 和 $A_2(I')$ 对应起来，但是，如果按上面的方程来解，就没有办法对应起来。为了解决这个问题，Weickert 在他的论文中对半隐式各向异性扩散方程进行了一些改动，提出了 AOS 形式各向异性扩散方程，以二维为例其形式如下，

$$I^{t+1} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 [U - 2\lambda A_l(I')]^{-1} I' \quad (4-22)$$

与二维半隐式各向异性扩散方程不同，求和符号现在被放在了外面，那么，基数顺序不同的两组图像就可以分别按照计算，在编程上面也容易实现。下面一节就是 AOS 形式各向异性扩散去噪方法的实验。

4.1.2.4. AOS 形式各向异性扩散去噪方法的实验

下面是一组 AOS 离散化的 CLMC 方法，在实验中，采用了不同的步长和迭代次数来测试是否可以通过加大迭代步长，同时减少迭代次数来达到加速的目的。



(a) 原始图片



(b) 迭代 20 次, $\lambda=0.25$



(c) 迭代 6 次, $\lambda = 1.0$



(d) 迭代 4 次, $\lambda = 2.0$



(e) 迭代 2 次, $\lambda = 4.0$



(f) 迭代 1 次, $\lambda = 8.0$

图 4-5 Weickert 1998 年方法的实验结果

从上面一组实验(图 4-5)可以看出, Weickert 所提出的方法的确不受迭代步长 λ 的限制。与 Weickert 的方法对比, 在前一节的实验中, 我们看到显式的各向异性扩散方法中, 当迭代步长大于 0.25 的时候, 就会出现不稳定的情况, 得到的结果完全是错的。由于 Weickert 提出了快速算法, 各向异性扩散方法在速度方面也克服了之前的瓶颈, 使得各向异性扩散去噪方法可以在很多图像处理的应用领域可以大展身手。当然, Weickert 的方法也不是完美的, 虽然 AOS 形式各向异性扩散去噪方法的迭代步长不受限制, 但是, 当我们使用比较大的迭代步长时, 由于步长太大, 也为产生一些横竖道道的细微噪声, 从图 4-5 (e), (f) 我

们就可以看出这个现象，因此在应用 Weickert 的方法的时候也应该注意到这个问题。

4.2. 各向异性扩散方法在超声图像去噪领域的发展

近年来，各向异性扩散方法开始被引入图像处理的一些子领域（例如，医学图像处理，遥感图像处理）。2002 年，弗吉尼亚大学 Yu Jianyong 和 S.T. Acton 成功的将超声图像统计信息用于各向异性方法中来进行超声图像去噪^[32]。此外，同年埃及开罗大学 Abd-Elmoniem 等人也提出了一种针对超声图像的实时各向异性斑点噪声去除方法^[34]。在他们之后，又有一些研究人员提出对他们的方法的改进，最近几年都有新的论文发表在 IEEE Transaction on Image Processing 和其他一些 IEEE 的图像处理，计算机视觉和医学成像的国际会议上，比如 Krissian 发表于 2005 年和 2007 年的两篇文章^{[35][39]}，J. Alison Noble 发表在 IEEE ISBI 2006 的文章^[36]，Yongmin Kim 和他的学生在 2006 年和 2007 年发表的两篇文章^{[37][40]}，还有 Aja- Fernandez 发表于 2006 年的一篇论文^[38]。

总体而言，除了 Abd-Elmoniem 等人的那篇文章外，更多的研究人员把重点放在了如何提高各向异性去除超声斑点噪声方法的质量，也就是，如何使去噪的效果更好，较少的人把研究重点放在如何提高各向异性去除斑点噪声方法的速度。

但是，在考虑去噪效果的同时，算法的速度也是一个重要的问题。超声系统要达到实时地显示，要求每秒钟至少显示 15 帧以上的连续图像，否则则会有明显的停滞感。那么，一个实时的可以使用的各向异性扩散斑点噪声方法至少要每秒钟处理 15 帧超声图片。此外，如果一些其他超声图像处理算法（比如，超声图像配准，超声图像分割等等）想用各向异性扩散来作为一个前处理的工具的话，这就对各向异性扩散方法的速度提出了更高的要求。由此可见，研究快速各向异性去除超声斑点噪声的方法是很有重要的。本论文的重点就在于对快速各向异性去除超声斑点噪声的方法的研究。

4.2.1. Yu 和 Acton 于 2002 年提出的方法

美国弗吉尼亚大学的研究者 Yu 和 Acton 于 2002 年在 IEEE 图像处理学报 (IEEE Transactions on Image Processing) 发表了一篇各向异性方法去除斑点噪声的论文 (Speckle Reducing Anisotropic Diffusion SRAD)^[32]。作者的这篇论文是将各向异性方法引入到超声图像处理领域的一篇里程碑式文章，这篇文章的主要的工作有以下两点，第一，作者将传统的固定窗口统计滤波器 Lee Filter 从数学上归纳到各向同性扩散的框架中，而后作者又在此基础上提出了把各向同性扩散方程改变为各向异性扩散方程，用于去除斑点噪声；第二，作者提出利用斑点噪声的统计特性作为扩散系数方程的自变量，而不是仅仅基于图像的梯度，从而使得各向异性扩散方程可以达到很好的去除斑点噪声的效果。下面一节会先简单的介绍超声图像斑点噪声模型，然后是 Lee Filter，最后则会重点介绍 SRAD 方法。

4.2.1.1. Lee Filter

在这一节介绍 Lee Filter^[33]不仅仅只因为这个方法和 SRAD 有联系，另一个重要的原因是 Lee Filter 代表了一类经典的统计滤波方法。Lee Filter 的设计思想很明确，其目标是在去除图像噪声的同时保持边界。在加法噪声模型下，Lee Filter 的方程为，

$$\hat{I}_s = \bar{I}_s + \frac{C_s^2 - C_n^2}{C_s^2} \cdot (I_s - \bar{I}_s) = \bar{I}_s + k_s \cdot (I_s - \bar{I}_s) \quad (4-23)$$

此处， $k = (C_s^2 - C_n^2) / C_s^2$ ， C_n^2 的定义为一块典型噪声区域的灰度值的方差除以均值， C_s^2 是在被污染的图像上以 S 为中心的窗口内灰度值的方差除以均值， \bar{I}_s 是该窗口内所有点灰度值的均值， I_s 是 S 点的灰度值， \hat{I}_s 是去噪后 S 点的新灰度值。

从上面 Lee Filter 的定义，我们可以进行简单的分析，局部统计信息 C_s^2 在控制滤波器中起了一个至关重要的作用，考虑如下几种情况：当 $C_s \rightarrow C_n$ 时，那么， $k_s \rightarrow 0$ ；当 $C_s \rightarrow \infty$ 时，那么， $k_s \rightarrow 1$ 。总体来说，在被污染的图像中，在那些被污染的区域 k_s 的值趋于 0，导致滤波器在这些区域的作用相当于均值滤波；另一方面， k_s 的值在图像上边界的区域趋于 1，这样，图像上的边界区

域的灰度值被改变的就很小。这是典型的统计滤波器的思想。

在 Yu 和 Acton 的论文^[32]里面，他们从偏微分方程的角度对 Lee Filter 进行了回顾，一般 Lee Filter 使用的窗口的大小是 7×7 ，如果把窗口的大小改为仅仅包括某个像素周围四个点， $\eta_s = \bar{\eta}_s \equiv \{(i-1, j), (i, j-1), (i+1, j), (i, j+1)\}$ ，其中 $s = (i, j)$ 。那么 Lee Filter 又可以按下面的形式来表示，

$$\begin{aligned}
 \hat{I}_{i,j} &= \bar{I}_{i,j} + k_{i,j} \cdot (I_{i,j} - \bar{I}_{i,j}) \\
 &= I_{i,j} + (1 - k_{i,j})(\bar{I}_{i,j} - I_{i,j}) \\
 &= I_{i,j} + (1 - k_{i,j}) \left(\frac{1}{|\bar{\eta}_s|} \sum_{p \in \bar{\eta}_s} I_p - I_{i,j} \right) \\
 &= I_{i,j} + (1 - k_{i,j}) \frac{1}{|\bar{\eta}_s|} \nabla^2 I_{i,j}
 \end{aligned} \tag{4-24}$$

在此处， $|\bar{\eta}_s| (=4)$ 是窗口内的象素点的个数。另外， $\nabla^2 I_{i,j}$ 定义如下，

$$\begin{aligned}
 \nabla^2 I_{i,j} &= I_{i+1,j} + I_{i-1,j} + I_{i,j+1} + I_{i,j-1} - 4I_{i,j} \\
 &= \sum_{p \in \bar{\eta}_s} (I_p - I_{i,j})
 \end{aligned} \tag{4-25}$$

用 $I_{i,j}^{t+1}, I_{i,j}^t, k_{i,j}^t$ 来替代 $\hat{I}_{i,j}, I_{i,j}, k_{i,j}$ ，那么 Lee Filter 又可以写为，

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + (1 - k_{i,j}^t) \frac{1}{|\bar{\eta}_s|} \nabla^2 I_{i,j}^t \tag{4-26}$$

也就是，

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + (1 - k_{i,j}^t) \frac{1}{|\bar{\eta}_s|} \text{div}(\nabla I_{i,j}^t) \tag{4-27}$$

从上式我们可以看出，其实 Lee Filter 还是一种各向同性的扩散方程，因为 Lee Filter 处理当前像素的时候是基于它的灰度和他周围像素（在窗口中）的灰度，所以 Lee Filter 不具备在窗口内增强边缘和结构细节的机制。这也是各向同性滤波的不足之处。

4.2.1.2. SRAD 方法和实验

在 Yu 和 Acton 的 SRAD 的论文中，他们回顾了 Lee Filter 和偏微分方程的关系后，就对 Lee Filter 的各向异性同性方程的四个方向的权值进行修改，如下，

$$\hat{I}_{i,j} = I_{i,j} + \frac{1}{|\bar{\eta}_s|} [(1-k_{i+1,j})(I_{i+1,j} - I_{i,j}) + (1-k_{i,j})(I_{i-1,j} - I_{i,j}) + (1-k_{i,j+1})(I_{i,j+1} - I_{i,j}) + (1-k_{i,j})(I_{i,j-1} - I_{i,j})] \quad (4-28)$$

那么，上面的方程又可以写为，

$$\hat{I}_{i,j} = I_{i,j} + \frac{1}{|\bar{\eta}_s|} \text{div}[(1-k_{i,j})\nabla I_{i,j}] \quad (4-29)$$

这个方程就是各向异性扩散方程了，这也是 SRAD 方法的基本思想。随后，Yu 和 Acton 又给出了更完整的 SRAD 方法的定义，

$$\begin{cases} \partial I(t) / \partial t = \text{div}(c(q)\nabla I) \\ I(0) = I_0 \end{cases} \quad (4-30)$$

此处，

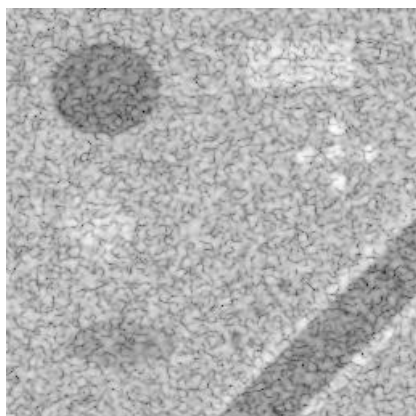
$$c(q) = \frac{1}{1 + [q^2(x, y; t) - q_0^2] / [q_0^2(1 + q_0^2)]} \quad (4-31)$$

其中， $q()$ 和 $q_0()$ 是在包括四个相邻点的窗口中灰度值的方差和均值得比值， $q_0()$ 是在完全形成的斑点噪声区域计算，而 $q()$ 是当前移动的窗口中计算。SRAD 之所以使用局部窗口内的标准差和均值的比值作为 $c(q)$ 函数的自变量是有道理的，回顾我们在前面章节介绍的超声图像斑点噪声统计特性，Log 压缩前，超声图像上面完全生成的斑点噪声区域的均值和方差的比值是定值。

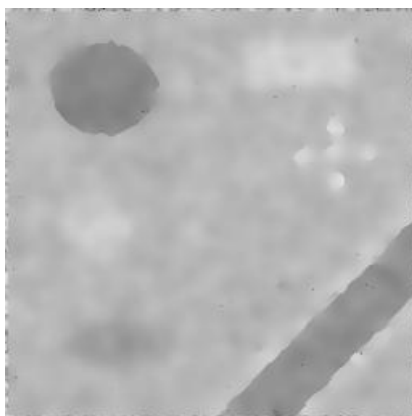
我们可以简单的分析一下 SRAD 方法，在超声图像中，如果移动窗口当前是在完全形成的斑点噪声区域，那么 $q \rightarrow q_0$ ，于是 $c(q) \rightarrow 1$ ，所以 SRAD 这时是各向同性的扩散；考虑如果移动窗口当前是在边缘和结构细节区域， $q \gg q_0$ ，于是 $c(q) \rightarrow 0$ ，那么，SRAD 就会有增强边界的效果。SRAD 的离散化迭代方程如下，

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \frac{\tau}{4h^2} [c_{i+1,j}^t (I_{i+1,j}^t - I_{i,j}^t) + c_{i,j}^t (I_{i-1,j}^t - I_{i,j}^t) + c_{i,j+1}^t (I_{i,j+1}^t - I_{i,j}^t) + c_{i,j}^t (I_{i,j-1}^t - I_{i,j}^t)] \quad (4-32)$$

下面两组实验中，SRAD 方法分别被用于处理模拟的超声图像和真实的超声图像。



(a)模拟超声图像



(b) SRAD 方法结果 (30 次迭代, 步长 0.25)



(c)原始超声图像



(d) SRAD 方法结果 (20 次迭代, 步长 0.25)

图 4-6 SRAD 方法实验结果

由上面两组实验(图 4-6)我们可以看出 SRAD 方法可以较好的去除超声图像上的斑点噪声, 它可以在去除超声斑点噪声的同时, 还可以增强超声图像中的边缘和结构细节。然而, SRAD 方法也不完美无缺, 由于 SRAD 方法使用的是显式的离散化形式, 所以它和 Perona 和 Malik 的方法一样在迭代的时候, 迭代步长很小, 这样 SRAD 的速度就不是很令人满意, 一般处理一幅图像都要几十次, 甚至上百次迭代。

4.2.2. Abd-Elmoniem 于 2002 年提出的快速各向异性扩散方法

埃及开罗大学的 Abd-Elmoniem 和其他两位研究人员在 2002 年在 IEEE 生物医学工程学报(IEEE Transactions on Biomedical Engineering)上发表了一篇名为实时非线性各向异性扩散去除斑点噪声提高相干性超声成像方法(NCD)的论文^[34], 这篇文章在各向异性扩散方法在超声图像去噪这个领域也有非常重要的意义。首先, 这篇文章将 Weickert 的半隐式各向异性扩散方程离散化方法引入到超声斑点噪声去除方法, Abd-Elmoniem 提出的算法速度很快; 其次, 这篇文章中使用局部相干性(图像结构矩阵 Structure Matrix)来作为检测超声斑点噪声的方法。

Abd-Elmoniem 的方法模型的形式如下,

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[D \nabla I] \quad (4-33)$$

其中, D 是一个 2×2 的对称的半正定矩阵(扩散张量), 它表示了在梯度方向和边界方向所需要的扩散, 因此, 这种扩散方程可以做到增强图像中的边界和结构细节。 D 的设计需要估计局部相干性(也就是某一点处的图像边界方向和梯度方向和他们相对的对比), 在 Abd-Elmoniem 的论文中, 他使用结构矩阵来检测局部相干性, 结构矩阵的定义如下,

$$\begin{pmatrix} I_x^2 & (I_x I_y) \\ (I_x I_y) & I_y^2 \end{pmatrix} \quad (4-34)$$

多尺度结构矩阵定义如下,

$$\begin{pmatrix} K_\rho * I_x^2 & K_\rho * (I_x I_y) \\ K_\rho * (I_x I_y) & K_\rho * I_y^2 \end{pmatrix} \quad (4-35)$$

此处, I_x 和 I_y 是图像上当前像素的两个偏导数, $*$ 是卷积符号, K_ρ 是卷积核函数, 其定义如下,

$$K_\sigma(x, y) = (2\pi\sigma^2)^{-1} \cdot \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-36)$$

对多尺度结构矩阵进行特征分解, 如下,

$$J(I) = (\omega_1 \quad \omega_2) \begin{pmatrix} \mu_1 & 0 \\ 0 & \mu_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_1^T \\ \omega_x^T \end{pmatrix} \quad (4-37)$$

这里，特征向量 ω_1 ， ω_2 和特征值 μ_1 μ_2 分别对应了最大和最小灰度变化的方向和这两个方向的强度。基于此，Abd-Elmoniem 给出了扩散张量的定义，

$$D(I) = (\omega_1 \quad \omega_2) \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_1^T \\ \omega_x^T \end{pmatrix} \quad (4-38)$$

$$\lambda_1 = \begin{cases} a \cdot (1 - \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{s^2}), & \text{if } ((\mu_1 - \mu_2)^2 \leq s^2) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4-39)$$

$$\lambda_2 = a.$$

在此处， a 是一个可以调节的参数，那么，最终 NCD 方法的离散化公式如下，

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[D\nabla I] = \text{div}[\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_x \\ I_y \end{pmatrix}]; \quad (4-40)$$

由于 NCD 的扩散函数是一个 2 乘 2 的矩阵，而不是一个标量，所以不可以直接使用 Weickert 的 AOS 方法来解，为此，Abd-Elmoniem 采用了一种混合形式，把最终的迭代方程仍然转化成了了解一个三对角线形方程组的形式，如下，

$$I^{k+1} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 (1 - 2\tau A_l(I^k))^{-1} J^{k+1/2} \quad (4-41)$$

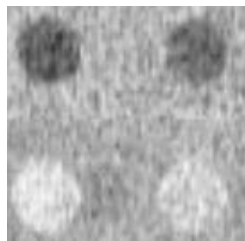
其中， $A_1(I^k)$ 和 $A_2(I^k)$ 定义如下，

$$a_{i,j} = \begin{cases} \frac{\bar{a}_{i,j}^k + \bar{a}_{i,j\pm 1}^k}{2}, & j = i \pm 1, l = 1 \\ \frac{\bar{d}_{i,j}^k + \bar{d}_{i,j\pm 1}^k}{2}, & j = i \pm 1, l = 2 \\ a_{i,i-1} + a_{i,i+1}, & j = i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-42)$$

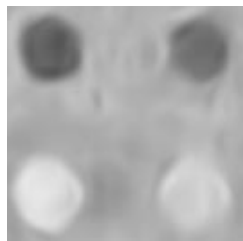
此外， $J^{k+1/2}$ 定义如下，

$$J^{k+1/2} = I_{i,j}^k + \frac{\Delta t}{4} \left\{ c_{i+1,j}^k (I_{i+1,j+1}^k - I_{i+1,j-1}^k) - c_{i-1,j}^k (I_{i-1,j+1}^k - I_{i-1,j-1}^k) \right\} + \frac{\Delta t}{4} \left\{ b_{i,j+1}^k (I_{i+1,j+1}^k - I_{i-1,j+1}^k) - b_{i,j-1}^k (I_{i+1,j-1}^k - I_{i-1,j-1}^k) \right\}. \quad (4-43)$$

下面一组实验是 NCD 方法用于处理超声图像所得到的结果。



(a) 原始超声图像



(b) NCD 方法的结果

图 4-7 NCD 方法实验结果

从上面的一组实验(图 4-7)中，我们可以看出 NCD 方法可以达到比较好的去噪效果，同时它的速度也比较快。作者的实验是在扫描转换之前进行的，这样的好处是数据量比较小（作者当时的实验图片的大小是 80×320 ）。但是，在扫描转换之前做处理，往往要求重新设计系统的数据流模式，比较复杂。所以，去噪算法的速度最好能够达到实时处理扫描转换后的图像。此外，现在的超声系统中扫描转换前的图片大小也至少有 256×512 ，这样一来，NCD 方法虽然比较快，但是还是不能满足实时处理的要求。

4.3. 本文提出的一些改进方法

这一部分是本文的重点，也是作者在研究生阶段发表的几篇论文的总结，作者通过学习，实现去除超声图像斑点噪声的一些算法，提出了一些新的想法，对原来的算法进行了改进，取得了比较满意的结果。下面三个小节中会逐一的介绍作者提出的三种不同的快速各向异性扩散去除超声图像斑点噪声算法。

4.3.1. 基于局部相干性的快速各向异性去噪方法

这是本文的提出的第一个快速各向异性扩散去除超声图像斑点噪声算法——基于局部相干性的快速各向异性出去斑点噪声算法(LCFSRAD)，这个方法的论文发表在 2008 International Pre-Olympic Congress on Computer Science。这个方法的核心思想是如下，NCD 方法中使用扩散张量来控制扩散的过程，而这个方法在同样使用局部相干性来检测超声斑点噪声的同时，却使用一个标量作为扩散系数，这样一来，LCFSRAD 直接可以使用 Weickert 的 AOS 算法来解，比 NCD 方法更为快速。回忆 NCD 方法的各向异性扩散方程如下，

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[D\nabla I] = \text{div}\left[\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_x \\ I_y \end{pmatrix}\right]; \quad (4-44)$$

LCFSRAD 的扩散方程是这样定义的，

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[l \cdot \nabla I] \quad (4-45)$$

其中扩散系数 $l(\cdot)$ 定义如下，

$$l(|\mu_1 - \mu_2|) = 1 / (1 + (|\mu_1 - \mu_2| / K)^2) \quad (4-46)$$

其中 μ_1 和 μ_2 是每点处结构矩阵的特征值，结构矩阵的定义如下 $J(\nabla I_\sigma) = (\nabla I_\sigma \cdot \nabla I_\sigma^T)$ 。此处， ∇I_σ 是通过与一个二维高斯核进行卷积（方差为 σ ）得到的模糊的原图像 I 的梯度。把 LCFSRAD 的扩散方程转化为一个矩阵和向量的形式，并且采用 AOS 方法来进行离散化，那么就得到如下的迭代方程，

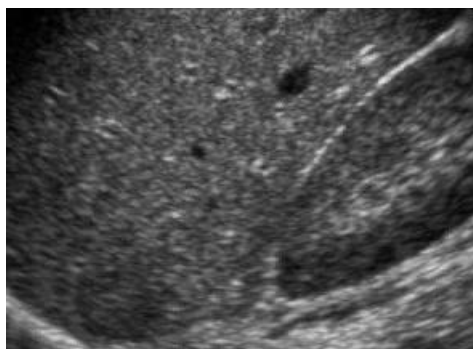
$$I^{t+1} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 [U + 2\lambda T_l(I^t)]^{-1} I^t \quad (4-47)$$

其中 U 是一个 $KL \times KL$ 的单位矩阵（ K, L 分别为图像的高和宽）， λ 是迭代步长（TSS）， $T_l(I^t)$ 是一个三对角阵， $T_l(I^t) = [t_{ij}(I^t)]$ ，

$$t_{ij}(I^t) = \begin{cases} l_j^t / h^2 & [j \in N(i)], \\ -\sum_{n \in N(i)} l_n^t / h^2 & (j = i), \\ 0 & (\text{else}). \end{cases} \quad (4-48)$$

此处， l 是扩散系数。 $N(i)$ 一个像素在某一个维度上 i 的两个相邻点的集合。

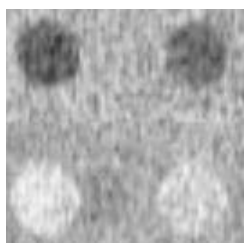
为什么 LCFSRAD 比 NCD 方法快呢？主要有两点原因：第一个，在前处理的时候，NCD 方法为了得到每点处多尺度结构矩阵必须对每点处之前计算得到的结构矩阵进行逐项高斯模糊，这样的相当于对图像进行三次高斯模糊（因为结构矩阵是对称阵所以是 3 次）。而在 LCFSRAD 中不需要这么做，每次迭代预处理仅仅需要对图像进行一次高斯模糊。第二个原因，NCD 使用扩散张量，所以没法直接用 AOS 离散化方法，为此 NCD 要做些调整才能转化为可以使用 AOS 的形式，这样的转化增加了计算量，与此对应，LCFSRAD 方法可直接用 AOS 方法来解。综合上面两个原因，LCFSRAD 比 NCD 更快，由于他们都使用图像中的局部相干性来作为检测超声斑点噪声的方法，所以他们的去噪效果是相似的。下面是两组 LCFSRAD 方法的实验。



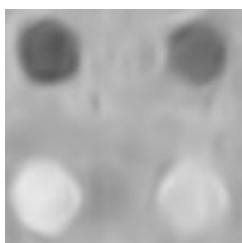
(a)原始超声图像



(b) LCFSRAD 方法的结果(4 次迭代，步长 1.5)



(c)原始超声图像



(d) NCD 方法结果



(e) LCFSRAD 的结果

图 4-8 LCFSRAD 方法的实验

从上面的两组实验结果(图 4-8)中，我们可以看到与 NCD 方法相比，LCFSRAD 也可以达到较好的去除噪声的效果，仅仅在边界区域不如 NCD 那样平滑。

4.3.2. 基于超声斑点噪声统计特性的快速各向异性去噪方法

这是本文的提出的第二个快速各向异性去噪改进算法--半隐式的非线性扩散超声斑点噪声去除方法(SIND)，这个方法的论文发表在 2008 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)。SIND 的核心思想如下，2002 年 Yu 和 Acton 提出的 SRAD 算法可以达到比较好的效果，但是它的速度比较慢，SIND 把 SRAD 的扩散方程进行改变，从而使得 SRAD 可以使用 AOS 离散化方法进行计算，大大提高了 SRAD 方法的速度。

回忆 SRAD 方法的各向异性扩散方程如下，

$$\begin{cases} \partial I(t) / \partial t = \text{div}(c(q)\nabla I) \\ I(0) = I_0 \end{cases} \quad (4-49)$$

其中 $c(q)$ 是扩散系数函数，把上面的方程写成一个矩阵-向量的形式，如下，

$$I^{t+1} = I^t + \tau \left[\sum_{l=1}^2 A_l(I^t) \right] I^t \quad (4-50)$$

$A_l = (\alpha_{ijl})_{ij}$ 定义如下，

$$a_{ij}(I^t) = \begin{cases} c_j^t / h^2 & [j \in N(i)], \\ -\sum_{n \in N(i)} c_n^t / h^2 & (j = i), \\ 0 & (\text{else}). \end{cases} \quad (4-51)$$

直接把上面的显式方程转化为 AOS 形式（称为 ASRAD），那么，

$$I^{t+1} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 [U + 2\tau A_l(I^t)]^{-1} I^t \quad (4-52)$$

ASRAD 方法虽然也可以用 AOS 方法进行离散化，也可以达到提高 SRAD 方法速度的目的。但是，这样并不能得到最好的效果。在我们的实验中，我们发现，ASRAD 方法在大步长的时候，容易出现一些抖动噪声，从而使得去噪的质量受到了影响。因此，我们尝试在这个地方进行改进。CLMC 方法的给了我们很好的启发，如果我们把每点的扩散系数改成相邻两点的平均，这样的话，可以构造出满足离散化准则的扩散迭代方程，同时，这样也会提高算法的稳定性，会有利于减少大步长带来的抖动噪声。于是，我们作出调整如图 4-9 所示。

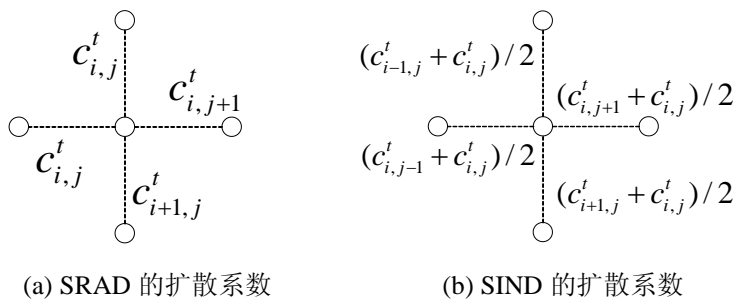


图 4-9 扩散系数调整示意图

按照上面的调整, $A_l = (\alpha_{il})_{ij}$ 的定义应该是,

$$a_{ij}(I^t) = \begin{cases} (c_i^k + c_j^k)/2h^2 & [j \in N(i)], \\ -\sum_{n \in N(i)} (c_j^k + c_n^k)/2h^2 & (j = i), \\ 0 & (\text{else}). \end{cases} \quad (4-53)$$

下面是 SIND 方法的两组实验:



(b) ASRAD 的结果



(c) SIND 的结果

上面两个实验中使用的步长均为 5, 迭代次数均为 6 次

图 4-10 SIND 方法第一组实验



(a) 原始超声肝脏图像



(b) LCFSRAD 的结果



(c) ASRAD 的结果



(d) SIND 的结果

(b), (c), (d) 实验中使用的步长均为 5，迭代次数均为 6 次

图 4-11 SIND 方法第二组实验

从图 4-10 和 4-11 我们可以看出，SIND 的速度比原来的 SRAD 方法有了较大的提高，除此之外，SIND 方法也比 ASRAD 方法好。因为 ASRAD 在使用大步长迭代时产生的噪声较明显，SIND 方法则较好的抑制了这种情况下产生的噪声。

4.3.3. 基于 GPU 平台实时各向异性去除超声图像斑点噪声方法

这是本文提出的第三个快速各向异性去噪改进算法--GPU 框架优化的基于半隐式 AOS 的非线性扩散斑点噪声去除算法(GPUSISRND)，这个方法发表在医学成像领域的著名会议--SPIE Medical Imaging 2009。GPUSISRND 是在前面

两个算法 LCFSRAD 和 SIND 的基础上，把解各向异性扩散方程组的过程进行并行化处理，利用并行计算平台 GPU 进一步提高各向异性去噪方法的速度。

使用 GPU 来作为计算平台，有下面几个原因。第一，GPU 是一个并行计算平台；第二，GPU 在计算浮点型运算时比 CPU 有优势；第三，GPU 很廉价。近几年，GPU 在通用计算方面发展非常快^[41]，也被用在线形方程组^[42]和非线性扩散方程^[43]的求解上，但后一种方法仅限于求解小迭代步长的情况。

GPUSISRND 方法的核心是把解各向异性扩散方程组的过程并行化。在整个各向异性扩散方法的过程中，有两个部分的计算可以并行化。第一个部分就是预处理，比如，LCFSRAD 方法中每次迭代都要先对原始图像进行一个高斯模糊处理，高斯平滑算法在 CPU 编程的时候是逐点计算的，但是在 GPU 平台上，以 NVIDIA GeForce 8600GT GPU 为例，这款 GPU 有 32 个并行计算单元，那么，我们把高斯平滑的串行算法改成并行算法后，理论上我们可以提高 32 倍的速度（由于我们使用的事 GPGPU 的编程，还有 GPU 和 CPU 之间的数据传输时间等因素制约，实际的实验并不能提高这么多）。第二个部分可以并行化的部分就是解三对角线性方程组的时候，LCFSRAD 和 SIND 的最终离散化方程都是解三对角线性方程组。在进行 CPU 编程的时候，我们使用了 Tomas 算法，这种串行算法的时间复杂度比较小。可是，在 GPU 平台上，继续使用 Tomas 算法就不能把 GPU 的并行计算的优势发挥出来了，此处我们受 Kass 的论文的启发^[44]，使用循环分解来解三对角线性系统。图 4-12 为整个算法的流程图。

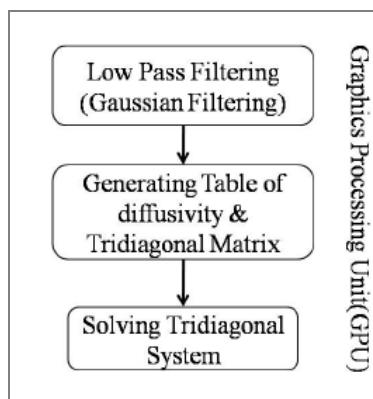


图 4-12 GPUSISRND 算法流程图

下面是这个算法的速度对比实验：

表 4-1 算法速度对比实验

Image Size (pixels)	CPU time (ms)	GPU time (ms)	Image Size (pixels)	CPU time (ms)	GPU time (ms)
256×256	15	1	256×256	64	8
512×512	62	3	512×512	248	25

(a) 高斯平滑速度对比

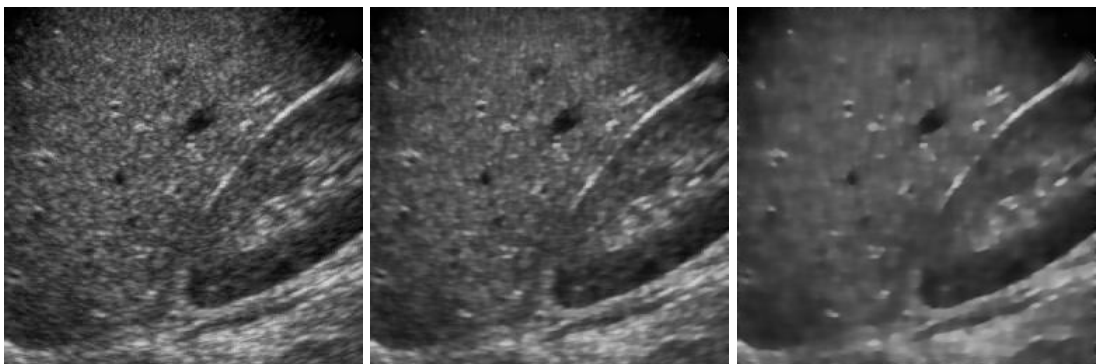
(b) 解三对角线性系统速度对比

Image Size (pixels)	CPU Frame rate (frames/s)	GPU Frame rate (frames/s)
256×256	8-12	95-100
512×512	2-3	38-42

(c) LCSRAD, 1 次迭代，步长为 1.5.

Image Size (pixels)	CPU Frame rate (frames/s)	GPU Frame rate (frames/s)
256×256	4-7	35-40
512×512	1-2	12-15

(d) LCSRAD, 4 次迭代，步长为 1.5.



(a) 原始超声图像 (b) LCSRAD, 迭代=1, 步长=1.5 (c) LCSRAD, 迭代=4, 步长=1.5

图 4-13 GPUSISRND 方法实验结果

以上实验是在一部普通电脑上进行的。电脑的配置如下，CPU 为 2.20 GHz Athlon 64 4200+，操作系统为 Windows XP，GPU 为 NVIDIA GeForce 8600GT，下面的表格是我们多次进行实验后得出的速度提升结果，

从上面一组实验(表 4-1)我们可以看出 GPU 并行处理的方法基本上提高了 10 倍的速度，而且对去噪的质量没有任何影响，可见 GPU 并行处理的方法可以给各向异性去噪方法速度的提升带来很大的飞跃。

4.3.4. 对比实验

1) 实验目的

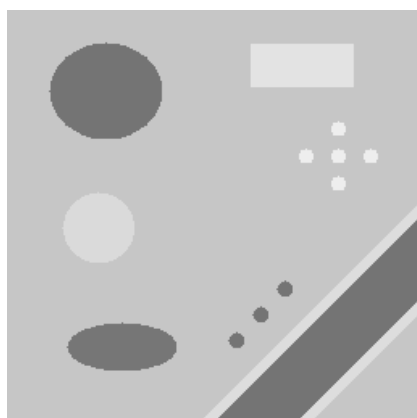
为了对上面提出的几个算法去噪的效果进行定量的分析，本小结下面会使用超声图像去噪领域内最常用的两个去噪效果衡量指标对提出的各种算法进行检测和分析。为了进行定量分析实验，首先我们模拟了超声图像，对模拟的超声图像用不同的方法进行去噪，然后计算衡量去噪效果的指标，最后将实验数据整理成表，对不同方法的去噪效果进行对比和分析。

2) 实验环境和平台

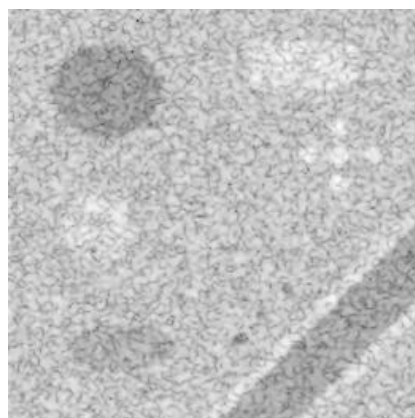
下面这组实验 CPU 编程部分是在清华同方笔记本电脑上完成的(本文中未特殊说明的实验结果均是在此平台上编译运行得到的)。笔记本电脑配置如下，CPU: AMD Mobile Sempron (tm) Processor 3400+，主频 1.59GHz；内存: 1.5 GB；操作系统: Windows XP。GPU 编程部分是在有独立显卡的台式电脑上完成的(本文中未特殊说明的 GPU 算法的实验结果均是在此平台上编译运行得到的)。台式电脑配置如下，CPU: AMD Athlon 64 4200+，主频 2.20 GHz；显卡: NVIDIA GeForce 8600 GT 32 通道；操作系统: Windows XP。各种去噪算法编程所使用的环境为 Microsoft Visual Studio VC++ 6.0。进行衡量去噪效果的指标的计算使用的软件是 MATLAB 7.0.1。

3) 实验超声图像的模拟

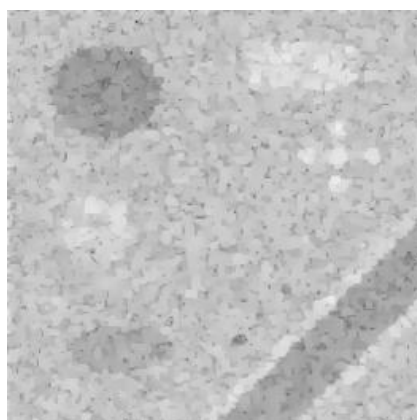
因为要进行定量分析，计算去噪衡量指标的时候需要知道没有噪声的各个组织区域的具体位置，所以一般需要使用模拟超声图像。本次实验中使用的模拟超声图像的方法就是第三章最后一节所介绍的方法。模拟参数也和第三章中所示实验的参数相同。



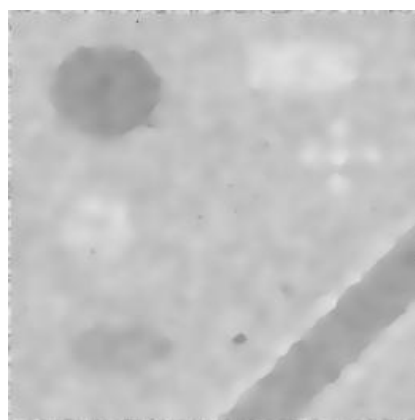
(a) 回声反射背景图像



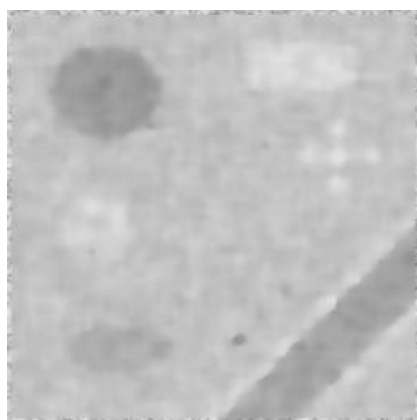
(b) 生成的模拟 B 模式超声图像



(c) P&MAD 方法



(d) SRAD 方法



(e) 本文提出的第一种快速算法 LCFSRAD (f) 本文提出的第二种快速算法 SIND

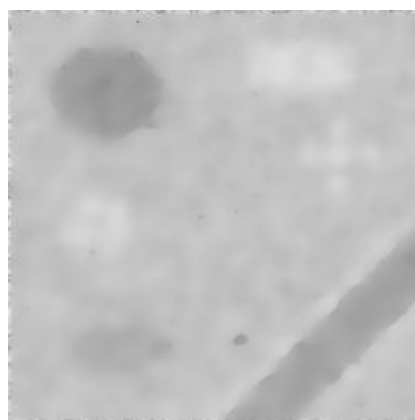


图 4-14 各种方法对比实验

在上面实验(图 4-14)中，不同的各向异性算法的参数如表 4-2 所示。

表 4-2 测试中不同的各向异性算法的参数

	迭代步长	迭代次数
P&M AD	0.25	30
SRAD	0.25	25
LCFSRAD	1.5	5
SIND	1.5	5

4) 实验结果定量分析

为了定量分析上面几种算法，下面使用了超声图像去噪中两个常用的衡量指标 **MSE**（均值平方误差）和 **CNR**（对比度与噪声比值）对上面的算法进行去噪效果的检验。**MSE** 主要表现了去噪算法去除图像中噪声的效果的好坏；**CNR** 则侧重于去噪后的图像与背景区域相比较对比度有无提升。**MSE** 的定义如下，

$$\text{MSE} = \frac{1}{M \times N} \sum_{(i,j)=1}^{M \times N} (\hat{S}(i, j)) - S(i, j))^2 \quad (4-54)$$

其中 S 和 \hat{S} 分别为参考图像和去噪后的图像。**CNR** 的定义如下，

$$\text{CNR} = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \quad (4-55)$$

其中 μ_1 和 σ_1^2 是感兴趣区域(ROI)内部像素灰度值的均值和方差， μ_2 和 σ_2^2 是背景区域内部像素灰度值的均值和方差。这两个计算区域应该大小一致。下面是对上面去噪实验结果进行 **MSE** 和 **CNR** 计算后所得到的结果。

表 4-3 MSE 指标测试结果

	MSE
Noisy	262.56
P&M AD	137.41

SRAD	23.96
LCFSRAD	32.43
SIND	26.55

表 4-4 CNR 指标测试结果

	ROI 1	ROI 2	ROI 3	ROI 4
Noisy	3.17	1.90	1.29	1.46
P&M AD	4.19	2.65	1.61	1.92
SRAD	6.21	5.74	3.24	3.16
LCFSRAD	5.77	4.46	2.77	2.81
SIND	5.91	6.34	3.82	3.75

从 MSE 和 CNR 这两组衡量去噪质量的实验(表 4-3 和表 4-4)中，我们可以看出与慢速的 SRAD 方法在去噪效果相比，两种基于半隐式的快速各向异性去噪算法 LCFSRAD 和 SIND 基本上达到 SRAD 方法的水平，与此同时，他们的迭代次数却远远小于 SRAD 方法。这样大大的提高了速度。此外，在上面的表中没有列出 GPU 平台的 LCFSRAD 和 SIND 算法的去噪效果，LCFSRAD 和 SIND 算法在 GPU 平台并没有改变（仅仅使用了不同的方法来解线性方程组），所以 GPU 平台的 LCFSRAD 和 SIND 算法可以和 CPU 平台的这两种算法达到同样的效果。

下面是对本文提出的几种算法所提高的速度的分析，在 Weickert 的 1998 年的论文中^[31]，他给出了 AOS 离散化方法计算的时间复杂度为 $5N-4$ 次乘法/除法和 $3N-3$ 次加法/减法。这样应用 AOS 离散化方法来计算一次迭代所用的时间大概是显式离散化方法来计算一次迭代所用的时间地两倍。这样一来，结合之前我们给出的 GPU 算法的速度大概是 AOS 离散的算法速度的 9 倍的实验结果，我们可以得到下页的表 4-5。

表 4-5 快速算法提高速度分析

	迭代次数	速度提高倍数
P&M AD	30	/
SRAD	25	/
LCFSRAD	5	2.0-2.5
	3	3.6-4.5
SIND	5	2.5-3.0
	3	4.1-5.0
GPU- LCFSRAD	5	18.0-22.5
	3	32.4-40.5
GPU- SIND	5	22.5-27.0
	3	36.9-45.0

从表 4-5 我们可以看出，在基本保证和 SRAD 同样的去噪效果的情况下，AOS 离散的算法 LCFSRAD 和 SIND 最少可以提速 2-3 倍。而实际情况下，其实可以再损失一些去噪的精确度，也就是使用更大的步长，和更少的迭代次数。比如，每帧图像仅迭代 3 次，这样 LCFSRAD 和 SIND 方法的速度则是 SRAD 方法速度的 4-5 倍。GPU 并行化的 LCFSRAD 和 SIND 方法的速度在每帧图像迭代 5 次这样的情况下就可以达到 SRAD 方法速度的 18-27 倍。如果每帧图像仅迭代 3 次，那么 GPU 并行化的 LCFSRAD 和 SIND 的速度则是 SRAD 方法速度的 36-45 倍。举例来说，如果 256*256 的图像，SRAD 方法每秒钟可以处理 0.5 幅，也就是帧率是 0.5 幅/秒。那么，稍微损失一点去噪质量的情况下，AOS 离散的算法 LCFSRAD 和 SIND 的帧率是 2.5 副/秒，保证去噪质量的情况下，GPU 并行化的 LCFSRAD 和 SIND 方法的帧率是 13.5 副/秒，稍微损失一点去噪质量的情况下，GPU 并行化的 LCFSRAD 和 SIND 方法的帧率可以达到 22.5 副/秒。我们可以得到结论，GPU 并行化的 LCFSRAD 和 SIND 方法可以满足实时显示的要求，也就是帧率为 15 副/秒。

4.3.5. 其他各向异性扩散方法的尝试

在 2006 年国际计算机视觉期刊(International Journal of Computer Vision)上 David Tschumperlé 发表了一篇名为使用曲率保护 PDE 方法的快速各向异性多值图像模糊的论文^[45]。这篇论文中的方法，在去除一般图像上的视频压缩噪声等轻微噪声的时候，达到了很好的效果。于是我想将这个方法进行改进应用到超声图像去噪中来。Tschumperlé 在他的论文中，总结对比了基于散度的 PDE 去噪方法和基于迹（一矩阵中主对角线元素之和）的 PDE 去噪的方法，然后提出了一个曲率保护的 PDE 去噪方法，定义如下，

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{trace}(\mathbf{w}\mathbf{w}^T \mathbf{H}) + \nabla I^T \mathbf{J}_w \mathbf{w} \quad (4-56)$$

其中， $\mathbf{w}=(u \ v)^T$ 是一个向量场， \mathbf{H} 是结构矩阵， \mathbf{J}_w 定义如下，

$$\mathbf{J}_w = \begin{pmatrix} \partial u / \partial x & \partial u / \partial y \\ \partial v / \partial x & \partial v / \partial y \end{pmatrix} \quad (4-57)$$

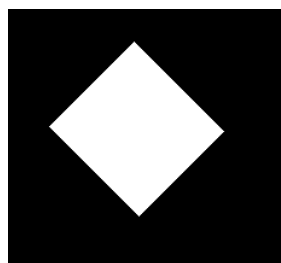
经过推导后的方程，

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{2}{\pi} \int_{a=0}^{\pi} \text{trace}((\sqrt{\mathbf{T}} a_a)(\sqrt{\mathbf{T}} a_a)^T \mathbf{H}) + \nabla I^T \mathbf{J}_{\sqrt{\mathbf{T}} a_a} \sqrt{\mathbf{T}} a_a da \quad (4-58)$$

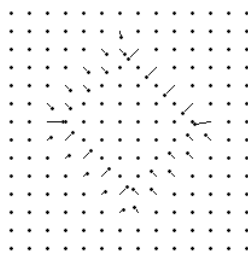
其中 \mathbf{T} 是模糊几何张量场。上面的方程的计算步骤如下：

1. 计算结构矩阵，并对结构矩阵进行逐项模糊。
2. 对每个象素点得到的结构矩阵进行特征分解
3. 计算相应的模糊几何张量场
4. 从 $[0, \pi]$ ，生成多个方向
 - 计算向量场，对该向量场进行线积分卷积(LIC)
5. 合并第四步多个线积分卷积的结果。

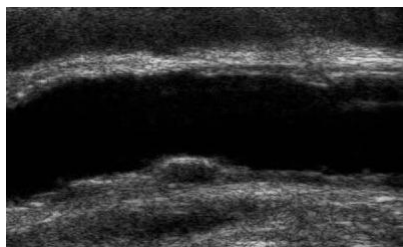
由于这个算法的计算中间涉及多个步骤，所以下面是中间涉及的各个部分我的程序实验结果(图 4-15)，包括 1) 向量场显示程序，2) 原始线积分卷积程序，3) 一个方向的外加向量场后线积分卷积的结果，4) 将多个方将外加向量场后线积分卷积的结果进行合并的结果。



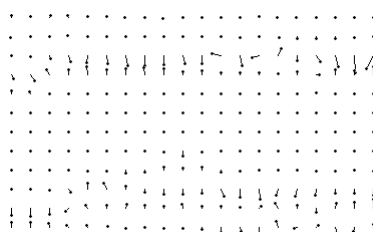
(a) 普通图像



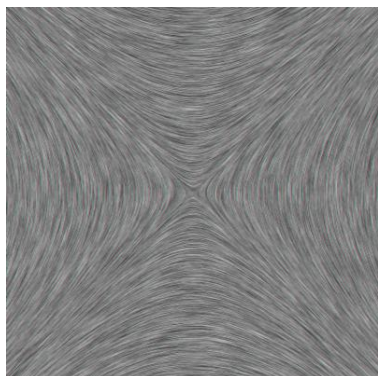
(b) 左图的向量场显示



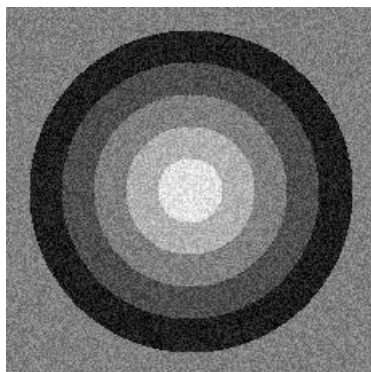
(c) 超声血管图像



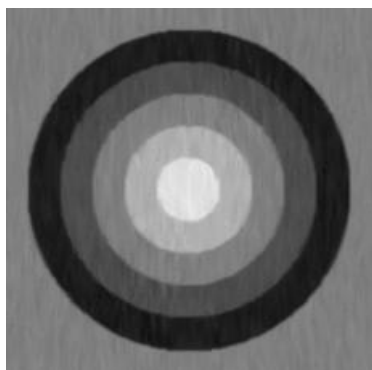
(d) 左图的向量场显示



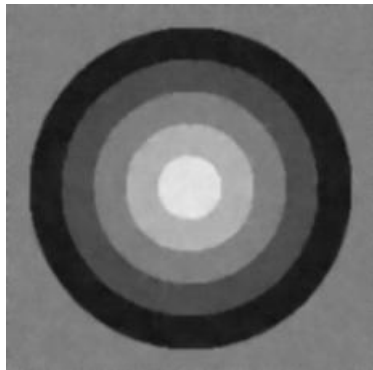
(e) 线积分卷积(LIC)



(f) 轻微噪声污染的图像



(g) 单方向外加向量场 LIC 去噪



(h) 合并多方向外加向量场 LIC 去噪

图 4-15 算法中各个部分的程序实验结果

下面是在超声图像上进行的尝试，我在方差/均值图像上面求得基本的结构矩阵，然后进行了去噪实验。实验结果如下图 4-16 所示。

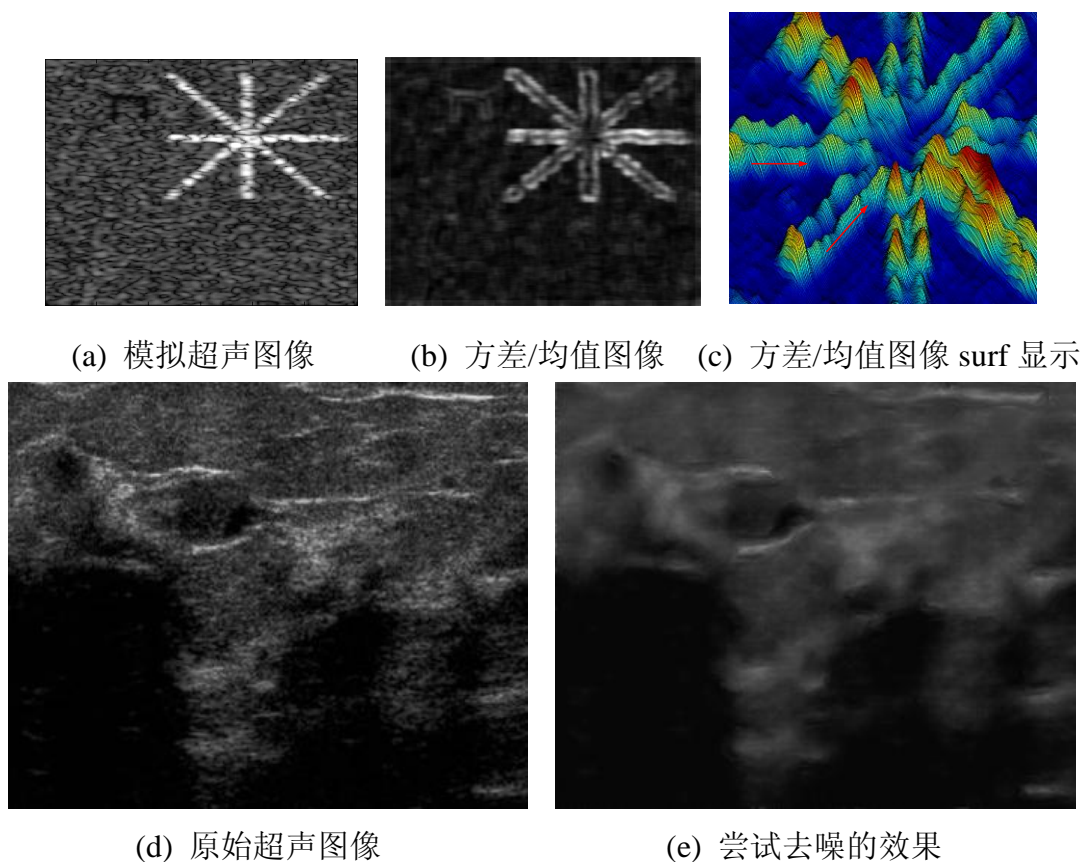


图 4-16 在超声图像中的实验结果

在实现曲率保护的 PDE 的这个方法的过程中，我发现在对轻微噪声污染图像进行处理的时候这个方法效果很好，因为在处理轻微噪声图像的时候，我们计算图像的结构矩阵，可以得到较准确的边界的方向，进而对结构矩阵使用逐项高斯模糊，可以消除噪声的影响。但是，由于超声图像上的斑点噪声对图像污染非常严重，很难得到准确的向量场，所以没有能取得比较好的效果。除此之外，上面的方法的速度也不快，因为最后的结果是不同方向外加向量场与模糊几何张量场形成的向量场进行计算然后进行线积分卷积的结果的合并，这样一幅图像要进行多次线积分卷积计算。所以，总体而言这次尝试没有成功。

4. 4. 各向异性扩散方法在其他超声图像处理问题上的应用

各向异性扩散去噪算法本身还可以用在其它一些超声图像处理算法的中。这一部分将介绍各向异性去噪算法在其它一些问题中的应用。其中第一节会介绍全景成像问题，以及各向异性算法在其中的应用；第二节则会介绍超声图像分割算法，并分析各向异性去噪算法可以起到的作用。

4. 4. 1. 快速各向异性方法在超声全景成像算法中的应用

超声全景成像在近几年来成为超声图像处理领域的一个比较引人关注的应用^{[46][47]}。它的价值在于，由于超声探头的可以探测的范围有限，很多时候不可能把某个感兴趣区域 **ROI** 在一幅超声图像中显示出来，比如，婴儿，整个腹部，整个咽喉部位。而恰恰完整的显示以上这些感兴趣区域有很大的临床应用意义，所以，需要一种准确，可靠，快速的图像配准方法来对一系列的超声图像进行配准，然后拼接多帧超声图像形成全景成像。由于超声图像被大量斑点噪声覆盖，所以一般的配准算法都无法很好的进行配准，因此本文后面部分会结合超声去噪和图像配准方法进行讨论。

快速各向异性扩散方法在图像配准方面的作用是，基于块匹配的图像配准算法，在进行配准之前要先生成网格，然后每个网格的中心点将于下一帧图像进行块匹配。在超声图像上面有大量的斑点噪声，即使是连续的两帧图像之间，斑点噪声的变化都是非常大的，所以，如果某些网格的中心点落在了一块斑点噪声区域里，那么用这个点附近的区域与下一帧进行匹配就会造成很大误差。所以，本文提出了用自适应的网格中心点位置优化的方法来调整每个网格中心点的位置，使之尽量避免落在斑点噪声区域里。为了达到这个目的，首先要对图像进行平滑，这里我们使用的是快速各向同性扩散，如下，

$$\frac{u^{k+1} - u^k}{\tau} = A_1(u^k)u^{k+1} \quad (4-59)$$

其中 u^k 和 u^{k+1} 是本次和下次迭代的图像数组， τ 是迭代步长， $A_1(u^k)$ 是三对角阵， $A(u^k) = [a_{ij}(u^k)]$ ，

$$a_{ij}(u^k) := \begin{cases} 1/h^2 & [j \in N(i)], \\ -\sum_{n \in N(i)} 1/h^2 & (j = i), \\ 0 & (else). \end{cases} \quad (4-60)$$

最终的迭代方程如下，

$$u^{k+1} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 [I - 2\tau A_l(u^k)]^{-1} u^k, \quad (4-61)$$

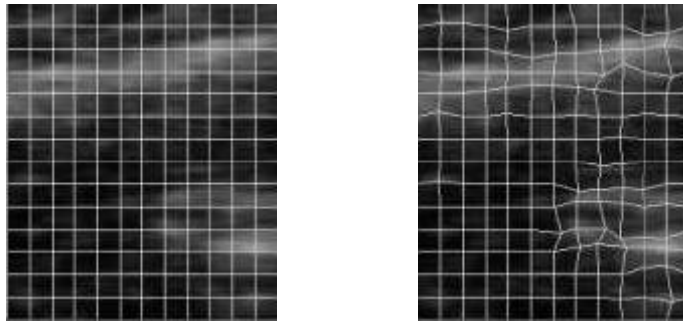
完成图像平滑后，首先在图像上规则的放置一个网格，然后，在每块的中心点计算结构矩阵，

$$\begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} \quad (4-62)$$

然后，对结构矩阵进行特征分解，那么可以得到如下，

$$J(I) = \begin{pmatrix} w_1 & w_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mu_1 & 0 \\ 0 & \mu_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1^T \\ w_2^T \end{pmatrix}. \quad (4-63)$$

我们可以得到边界方向和梯度方向，那么我们按照梯度方向进行一维搜索，直到找到这个方向上的一个局部灰度值极大的点，就把网格的中心点放置在这个位置（注意，在本身的图像块匹配算法中还有一个弹性势能函数，从而确保了中心点的移动不会超过一定的范围）。图 4-17 给出了这种方法的结果。



(a) 初始网格

(b) 优化后的网格

图 4-17 自适应的网格中心点位置优化实验结果

完成了自适应的网格中心点位置优化，继续执行匹配图像算法，就可以得到宽

景超声图像，如图 4-18 所示。

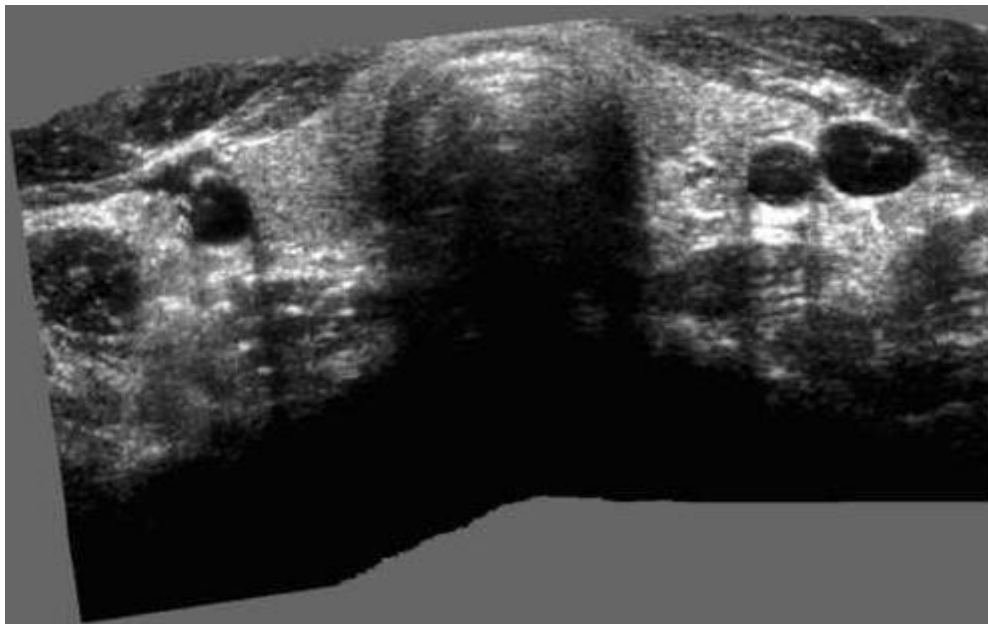


图 4-18 超声宽景成像实验结果（咽喉部位）

4.4.2. 快速各向异性方法在超声图像分割算法中的应用

超声图像分割，尤其是超声血管图像分割问题也有很重要的临床意义^[48]（测量血管内膜的厚度，对诊断心血管疾病有很重要的意义^{[49][50]}）。但是，由于超声图像斑点噪声的干扰，一般的图像分割方法在这里很难奏效。所以，本文关注的是结合去除斑点噪声算法和分割算法来解决超声图像分割问题。为了得到更好的分割效果，本文在使用蛇形算法^[51]进行超声图像分割前，对超声图像先进行去噪处理，使用的方法是 LCFSRAD，其扩散方程如下，

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[l \cdot \nabla I] \quad (4-64)$$

$l()$ 函数的定义是，

$$l(|\mu_1 - \mu_2|) = 1 / (1 + (|\mu_1 - \mu_2| / K)^2) \quad (4-65)$$

最终的迭代方程为，

$$I^{t+1} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 [U + 2\lambda T_l(I^t)]^{-1} I^t \quad (4-66)$$

下面是两组使用 LCFSRAD 对超声血管图像进行去噪后，所得到的图像分隔实验结果如图 4-19 所示。

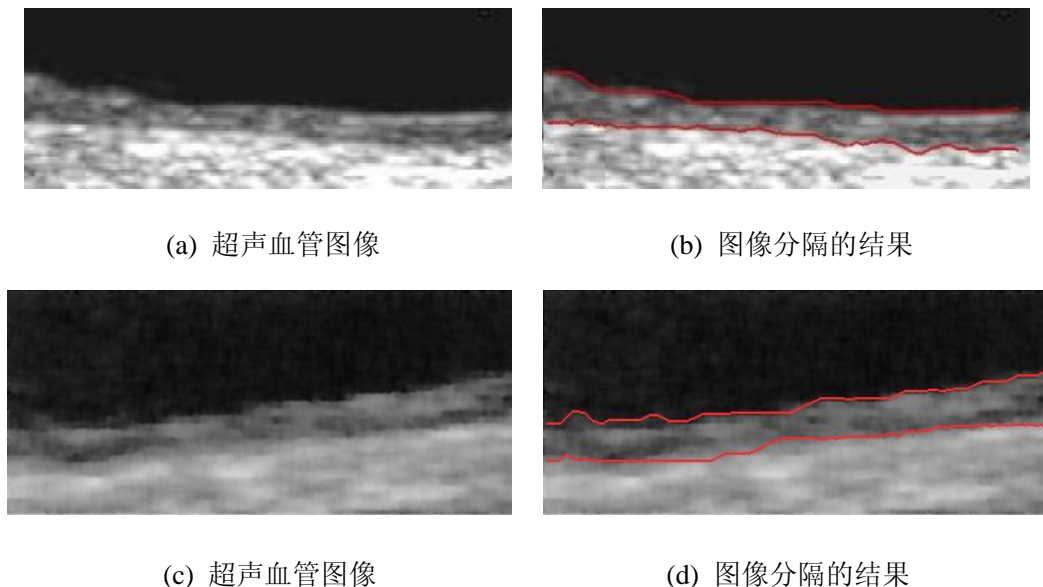


图 4-19 超声血管图像内膜分隔实验结果

4.5. 本章小结

本章的前两节回顾了各向异性扩散方法的发展。第三节重点介绍了本文提出的三种快速各向异性扩散去噪方法。这三个方法中前两个方法 LCFSRAD 和 SIND 的速度差不多，是基于 AOS 离散化方法的快速算法，他们比传统的快速算法 NCD 更快一些，但是优势不显著。GPUSISRND 则在前两个算法的基础上，又进一步利用 GPU 并行计算，有了较大的提升，基本上比原来的方法又提高了 10 倍左右的速度。本文作者正是在提出前两种算法之后提出了第三种基于 GPU 平台的并行算法，从而大大提高了各向异性扩散去噪算法的速度。

5. 结论

本文从超声成像的基本原理开始，介绍了超声 B 模式图像的斑点噪声的形成原因，统计特性和模拟方法。而后则按照时间顺序，从老到新对各向异性扩散算法从一般图像处理到进入超声图像去噪领域的发展过程进行了回顾和讨论，重点分析了这个发展过程中的几篇代表性论文。

在讨论的这些传统方法的过程中，作者逐步揭示了自己发现传统算法中存在的不足，这些成为作者对算法进行改进的重点。比如，作者提出，以 SRAD 为代表的一类算法，虽然有较好的去噪效果，但是，由于使用显式的离散化方法来解各向异性扩散方程，所以，速度太慢；作者还提出，NCD 方法中使用扩散张量来控制迭代过程，增加了计算开销。当作者提出了这两个问题之后，就针对性的进行了改进，分别提出了两种新的快速各向异性扩散超声图像斑点噪声去除算法。这提出这两个算法的基础上，作者又发现两个算法计算中的关键部分都是解三对角线性方程组，于是作者用可并行化的循环消元法来求解三对角线性方程组，并通过 GPU 平台实现并行计算，从而在 LCFSRAD 和 SIND 的基础上又使各向异性扩散超声图像斑点噪声去除算法的速度提高了近一个数量级，完全达到了超声系统实时图像处理的使用要求。

当然，本文的实验部分还不够充分，还需要进行更多的实验来验证所提出的这几个算法的各个方面的性能。另外，也可以考虑将超声图像重建^{[52][53]}和各向异性扩散方法结合起来提高去除图像噪声的效果。除此之外，还可以进一步扩展快速各向异性扩散去噪方法在其他超声图像处理问题中的应用，比如，超声图像特征检测^[54]和运动分析^[55]。这些都是接下来需要继续努力完成的工作。

参考文献

- [1] D. T. Kuan, A. A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. Chavel, "Adaptive restoration of images with speckle," IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Processing, vol. ASSP-35, pp. 373–383, 1987.
- [2] V. S. Frost, J. A. Stiles, K. S. Shanmuggam, and J. C. Holtzman, "A model for radar images and its application for adaptive digital filtering of multiplicative noise," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 4, no. 2, pp. 157–165, 1982.
- [3] V. Dutt, J.F. Greenleaf, "Adaptive speckle reduction filter for log-compressed B-scan images," IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 15, no. 6, pp. 802-813, Dec. 1996.
- [4] T. Huang, G. Yang, and G. Tang, "A fast two-dimensional median filtering algorithm," IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Processing, vol. 27, no. 1, pp. 13–18, 1979.
- [5] Che-Chou Shen, Wei-Ting Chen, "Speckle Suppression Using Maximal-Brightness-Difference-Based Adaptive Median Weighting," IEEE Ultrasonics Symposium, pp. 1286-1289, 2007.
- [6] S. Solbo and T. Eltoft, "Homomorphic wavelet based-statistical despeckling of SAR images," IEEE Trans. Geosc. Remote Sensing, vol. 42, no. 4, pp. 711–721, 2004.
- [7] P.M. Shankar, "Speckle Reduction in Ultrasound B-Scans Using Weighted Averaging in Spatial Compounding," IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, vol. 33, no. 6, pp. 754- 758, Nov. 1986.
- [8] S. Zhong and V. Cherkassky, "Image denoising using wavelet thresholding and model selection," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, pp. 1–4, Nov. 2000.
- [9] T. Szabo, "Diagnostic Ultrasound Imaging: Inside Out," Elsevier Inc., London, 2004: 47-70.
- [10] 李治安, 临床超声影像学[M], 北京, 人民卫生出版社, 2003: 14-17.
- [11] 纪承寅, 辛兆芹, 李晓燕, 实用超声检测数据与显像诊断[M], 北京, 军事医学科学出版社, 2004.
- [12] 林书玉, 杨月花, 超声诊断研究及其应用[J], 陕西师范大学继续教育学报, 2003, 20(1): 99-102.
- [13] J. W. Goodman, "Some fundamental properties of speckle," J. Opt. Soc. Am., Vol. 66, No.

11, November 1976.

- [14] 李百祺, 医用超声波原理, 台湾大学机电系教材, 2001: 17-24.
- [15] R. F. Wagner, S. W. Smith, J. M. Sandrik, and H. Lopez, "Statistics of speckle in ultrasound B-scans," IEEE Trans. Sonics Ultrason., vol. 30, no. 3, pp. 156-163, May 1983.
- [16] V. Dutt, "Statistical analysis of ultrasound echo envelope," PhD thesis, Mayo Graduate School, August 1995.
- [17] M. F. Insana, R. F. Wagner, B. S. Garra, D. G. Brown, and T. H. Shawker, "Analysis of ultrasound image texture via generalized Rician statistics," Opt. Eng., vol. 25, no. 6, pp. 743-748, 1986.
- [18] V. Dutt and J. F. Greenleaf, "Ultrasound echo envelope analysis using a homodyned K distribution signal model," Ultrason. Imag., vol. 16, pp. 265-287, October 1994.
- [19] P. M. Shankar, "A general statistical model for ultrasonic backscattering from tissues," IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect., Freq. Contr., vol. 47, no. 3, pp. 727-736, May 2000.
- [20] R. W. Prager, A. H. Gee, G. M. Treece and L. Berman, "Speckle Detection in Ultrasound Images using First Order Statistics," CUED/F-INFENG/TR 415, Department of Engineering, University of Cambridge, July 2001.
- [21] D. Kaplan and Q. Ma, "On the statistical characteristics of the logcompressed Rayleigh signals: Theoretical formulation and experimental results," J. Acoust. Soc. Amer., vol. 95, pp. 1396-1400, March 1994.
- [22] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing (second edition), pp. 75-146, 2002
- [23] Huan Li, Jun Gao, Dong C. Liu, "Adaptive Edge Enhancement of the Ultrasound Image," Fourth International Conference on Image and Graphics (ICIG), 2007.
- [24] R. M. Haralick, K. Shanmugam, I. H. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics SMC-3 (6) pp. 610-621, 1973.
- [25] J. C. Bambre and R. J. Dickinson, "Ultrasonic B-scanning: A computer simulation," Phys. Med. Biol., vol. 25, no. 3, pp. 463-479, 1980.
- [26] 杨新, 图像偏微分方程的原理与应用, 上海交通大学出版社, 2003: 68-79.
- [27] Jan J. Koenderink, "The Structure of Images," Biological Cybernetics, vol. 50, pp. 363-370, 1984.

- [28] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 12, no. 7, pp. 629-639, July 1990.
- [29] F. Catte, P. L. Lions, J. -M. Morel, and T. Coll, "Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion," SIAM Journal on Numerical Analysis, vol. 29, pp. 182-193, 1992.
- [30] M. J. Black, G. Sapiro, D.H. Marimont, D. Heeger, "Robust anisotropic diffusion," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 421-432, Mar. 1998.
- [31] J. Weichert, B. Romeny and M. A. Viergever, "Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering," IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 398-410, Mar. 1998.
- [32] Y. Yu and S. T. Acton, "Speckle reducing anisotropic diffusion," IEEE Trans. Image Process., vol. 11, no. 11, pp. 1260-1270, November 2002.
- [33] J. S. Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics," IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 2, no. 2, pp. 165-168, Mar. 1980.
- [34] K. Z. Abd-Elmoniem, A. B. M. Youssef and Y. M. Kadah, "Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion," IEEE Trans. Biomedical Engineering, vol. 49, no. 9, pp. 997-1014, Sep. 2002.
- [35] K. Krissian, R. Kikinis, C. F. Westin and K. Vosburgh, "Speckle-constrained filtering of ultrasound images," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2005, vol. 2, pp. 547-552, Jun. 2005.
- [36] V. Grau, J. A. Noble, "Motion-guided anisotropic filtering of ultrasound sequences," 3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), pp. 209-212, April 2006.
- [37] F. Zhang, Y. M. Yoo, Y. Kim, L. Zhang, L. M. Koh, "Multiscale Nonlinear Diffusion and Shock Filter for Ultrasound Image Enhancement," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2006, vol. 2, pp. 1972- 1977, Jun. 2006
- [38] S. Aja-Fernandez and C. Alberola-Lopez, "On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering," IEEE Trans. Image Processing, vol. 15, no. 9, pp. 2694-2701, Sep. 2006.
- [39] K. Krissian, C. F. Westin, R. Kikinis and K. G. Vosburgh, "Oriented speckle reducing anisotropic diffusion," IEEE Trans. Image Processing, vol. 16, no. 5, pp. 1412-1424, May 2007.

- [40] F. Zhang, Y. M. Yoo, L. M. Koh, and Y. Kim, “Nonlinear diffusion in Laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 26, no. 2, pp. 200-211, Feb. 2007.
- [41] Owens, J. D., Luebke, D., Govindaraju, N., and etc., “A Survey of General-Purpose Computation on Graphics Hardware,” *Eurographics 2005*, 21-51(2005).
- [42] Krüger, J., and Westermann R., “Linear Algebra Operators for GPU Implementation of Numerical Algorithms,” *ACM Transactions on Graphics*. 22(3), 908-916(2003).
- [43] Rumpf, M. and Strzodka, R., “Nonlinear Diffusion in Graphics Hardware,” *Proceedings of EG/IEEE TCVG Symposium on Visualization*, 75-84(2001).
- [44] Kass, M., Lefohn, A. and Owens, J., “Interactive Depth of Field Using Simulated Diffusion on a GPU,” *Technical report, Pixar Animation Studios*, 1-8(2006).
- [45] D. Tschumperlé, “Fast Anisotropic Smoothing of Multi-Valued Images using Curvature-Preserving PDE’s,” *International Journal of Computer Vision, IJCV*(68), No 1, pp.65-82, June 2006.
- [46] L. Weng, A. P. Tirumalai, C. M. Lowery, L. F. Nock, D. E. Gustafson, P. L. Von Behren, and J. H. Kim, “US extended-Field-of-View imaging technology,” *Radiology*, vol. 203, pp. 877-880, Jun. 1997.
- [47] C. Tan and D. C. Liu, “Image Registration Based Wide-Field-of-View Method in Ultrasound Imaging,” *Second International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, Shanghai, China, 2008.
- [48] Da-Chuan Cheng, Xiaoyi Jiang, “Detection of Arterial Wall in Sonographic Artery Images Using Dual Dynamic Programming,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol.12, no. 6, pp. 792-799, 2003.
- [49] Bots ML, Hoes AW, Koudstaal PJ, Hofman A, Grobbee DE, “Common carotid intima-media thickness and risk of stroke and myocardial infarction: the Rotterdam Study,” *Circulation* 96, pp.1432–1437, 1997.
- [50] Lamont D, Parker L, White M, Unwin N et al, “Risk of cardiovascular disease measured by carotid intima-media thickness at age 49–51: life course study,” *BMJ* 320:273–278, 2000
- [51] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, Jan. 1988.

- [52] Z. Yang, D. L. Raunig, T. A. Tuthill, M. D. Fox, and M. Analoui, “Accurate Ultrasound of Carotid Intima-Media Layer by Pixel Compounding,” Proceedings of SPIE International Symposium on Medical Imaging, vol. 5750, pp. 281-288, 2005.
- [53] Z. Yang, T. A. Tuthill, D. L. Raunig, M. D. Fox, and M. Analou, “Pixel compounding: Resolution-enhanced ultrasound imaging for quantitative analysis,” Ultrason. In Med.& Biol., vol. 33, no. 8, pp. 1309-1319, Apr. 2007.
- [54] M. Moradi, P. Abolmaesoumi, P. Mousavi, “Deformable Registration Using Scale Space Keypoints,” Proceedings of SPIE Medical Imaging, vol. 6144, pp. 791-798, 2006.
- [55] D. C. Liu, L. Hou and Paul Liu, “Motion Visualization of Ultrasound Imaging,” First International Symposium Visual Computing (ISVC) 2005, vol. 3804, pp. 0302-9743, Dec. 2005.

作者在读期间科研成果简介

- [1] Bo Wang, Dong C. Liu, “A Novel Edge Enhancement Method for Ultrasound Imaging,” IEEE Proc. of International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE), Shanghai, China, May 16-18, 2008. (EI, accession number: 20083711532008)
- [2] Bo Wang, Chaowei Tan, Dong C. Liu, “Fast Local Coherence based Speckle Reducing Anisotropic Diffusion,” International Pre-Olympic Congress on Computing Science, Nangjing, China, August 4-7, 2008. (ISTP)
- [3] Bo Wang, Dong C. Liu, “Semi-Implicit Scheme based Nonlinear Diffusion Method in Ultrasound Speckle Reduction,” IEEE International Ultrasonics Symposium, Beijing, China, November 2-5, 2008. (EI)
- [4] Chaowei Tan, Bo Wang, Paul Liu, Dong C. Liu, “Adaptive Mesh Optimization and Nonrigid Motion Recovery Based Image Registration for Wide-Field-of-View Ultrasound Imaging,” 30th International Conference of the IEEE EMBS, Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24, 2008. (EI, accession number: 20091211961046)
- [5] Ge Liu, Bo Wang, Dong C. Liu, “Detection of Intima-Media Layer of Common Carotid Artery with Dynamic Programming Based Active Contour Model,” Chinese Conference on Pattern Recognition 2008 (CCPR 2008), Beijing, China, October 22-24, 2008. (EI, accession number: 20090111828728)
- [6] Tian Cao, Bo Wang, Dong C. Liu, “Optimized GPU Framework for Semi-implicit AOS Scheme Based Speckle Reducing Nonlinear Diffusion,” SPIE Medical Imaging 2009, Orlando, Florida, February 7-12, 2009. (EI)
- [7] Yuguo Dai, Bo Wang, Dong C. Liu, “A Fast and Robust Super Resolution Method for Intima Reconstruction in Medical Ultrasound,” The 3rd IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE 2009), Beijing, China, June 11-13, 2009. (EI)

申明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中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，也不包含为获得四川大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

本学位论文成果是本人在四川大学读书期间在导师指导下取得的，论文成果归四川大学所有，特此声明。

学位论文作者（签名）：

指导教师（签名）：

致谢

光阴荏苒，在过去的这三年研究生学习生活中，很多人给予我帮助，我无法用确切的言语表达我的感激之情。

感谢我的导师刘东权教授，他不但学识渊博、治学严谨、平易近人，而且为人正直，对我们的关怀更是无微不至。

感谢所有关心、爱护和指导过我的老师们，感谢他们对我的辛勤培育，才使我有了今天的成果。

感谢在三年中给予我诸多帮助的实验室各位同学！一起学习、一起讨论、让我受益匪浅！

特别感谢我的父母，他们是我的支柱！

最后特别感谢评阅、评议的各位专家，感谢他们在百忙之中给予的指导和意见！