

分类号_____

密级_____

UDC _____

编号_____

中国科学院研究生院 博士学位论文

多传感器卫星图像的配准技术研究

张朝晖

指导教师_____ 马颂德 研究员 博士

_____ 中国科学院自动化研究所

申请学位级别_____ 博士 _____ 学科专业名称_____ 模式识别与智能系统

论文提交日期_____ 2003年 9月 论文答辩日期_____ 2003年 11月 14日

培养单位_____ 中国科学院自动化研究所

学位授予单位_____ 中国科学院研究生院

答辩委员会主席_____ 张钹

中国科学院研究生院
博士学位论文

多传感器卫星图像的配准技术研究

张朝晖

导师：马颂德研究员

中国科学院自动化研究所

贰零零叁年十一月

Study on Automatic Registration of Multi-Sensor Satellite Images

Dissertation Submitted to

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences

in partial fulfillment of the requirements

for the degree of

Doctor of Engineering

by

ZHANG Zhaohui

Pattern Recognition and Intelligent System

Dissertation Supervisor: Professor MA Songde

独创性声明

本人声明所提交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，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。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地说明并表示了谢意。

签名：_____日 期：_____

关于论文使用授权的说明

本人完全了解中国科学院自动化研究所有关保留、使用学位论文的规定，即：中国科学院自动化研究所有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

签名：_____导师签名：_____日 期：_____

多传感器卫星图像的配准技术研究

论文摘要

图像配准技术在机器视觉、模式识别、医学图像分析、遥感图像处理等诸多领域中的研究热点。本文在分析与探讨多源卫星图像配准技术难点的基础上，结合项目的应用背景，确定以 ERS SAR 图像及 SPOT-P 光学卫星图像为研究对象，以多传感器卫星图像配准技术的研究作为本文工作重点，相关工作及主要贡献如下：

1· 图像的滤波。针对 SAR 图像斑点噪声抑制，对目前国际上较为流行的滤波方法进行分析，提出了一种基于修正 Frost 核的滤波算法，该算法综合考虑滤波窗口的局部统计信息，既充分保留了图像的细节，又克服了增强型 Frost 滤波器过多保留假“细节”的缺陷，在噪声抑制与细节保持方面取得了一个较好的折衷。

2· 水体特征的提取。针对水域在 SAR 图像与光学图像中灰度分布具有弱随机性的特点，提出了一种基于信息熵的水体提取方法，利用信息熵，将灰度图像映射为熵值图像，采用单阈值方法能有效地提取熵值图像中呈现暗区的水域；为了准确确定水体的边界，结合边缘检测信息，本文给出了基于模板的水体边界提取方案。

3· 多传感器卫星图像精细化配准技术的研究。基于雷达图像与光学图像的区域特征和参数化描述边缘特征，本文提出了一种多传感器图像的精细化配准方法。在粗匹配阶段，本文融合了形状矩阵的形状相似统一度量准则、形状矩阵的长半径方向信息、以及 PCA 的主方向信息，通过形状相似准则与方向一致准则的约束，从而有效地避免了区域匹配的多义性。在精匹配阶段，利用边缘特征的 NURBS 曲线参数化描述，有效地解决了由于斑点噪声而产生的 SAR 图像“不规则”边缘问题，而且利用 NURBS 曲线的局部可控性，有效地解决了由于图像获取条件或成像时间差异而造成图像对应特征局部变化对特征匹配的不良影响问题，利用距离准则、曲率准则以及方向准则等的约束，找到对应 NURBS 曲线的匹配控制点对，并利用 NURBS 曲线在仿射变换下控制点的不变性，实现两图像间的精匹配。

4· 针对大范围图像配准，本文从图像中特征丰富的局部区域配准入手，提出了一种基于局部区域配准模型的自适应扩展方案，进而实现大图像或图像中特征稀疏区域的配准；在此基础上，通过大图像中其它部分少量匹配点修正变换模型，从而达到改善图像配准质量的目的。

关键词：多传感器图像配准，形状矩阵，NURBS 参数化描述，智能剪刀，滤波，信息熵，水体提取

Study on Automatic Registration of Multi-Sensor Satellite Images

Abstract

Image registration is a research focus in many fields such as computer vision, pattern recognition, medical image analysis and remote sensing image processing, etc. Starting with a brief overview of existing registration techniques for multi-source remote sensing data, we focus on the study of automatic registration of multi-sensor satellite images especially for SAR and optical data. The related work and main contributions are summarized as follows:

1. **Image filtering.** Based on an analytical review of several kinds of image filters, a new method is proposed for SAR de-speckling. The filter kernel is a modified version of Frost one, which combines the statistical information from the pixel and its neighbor pixels within the filter window. Therefore, the method not only avoids over-smoothing of SAR image structural details, but also amends the deficiency of keeping “false edges” by the enhanced Frost filter. So it makes a good tradeoff between speckle filtering and details preserving.
2. **Feature Extraction.** With the assumption that water bodies hold weak radiometric randomness in both SAR and optical remote sensing images, based on information theory, we propose a method for water body extraction. By means of empirical entropy, the gray level image is mapped into entropy image where dark areas correspond to water ones. Water areas can therefore be extracted by means of threshold technique and some post-processing. In order to get a more accurate border of water bodies, we also present a template-based scheme for border detection by combining the template and edge information.
3. **Multi-sensor satellite image registration.** Based on multi-layer feature matching, a coarse-to-fine registration procedure is proposed. **In the stage of coarse registration**, area features are depicted by shape matrix, which provides a unified measure rule not only for shape similarity but also the orientation consistency of this shape. Further the local orientation consistency, which is described by both Principle Component Analysis (PCA) and the shape matrix, effectively avoids the ambiguity of shape matching. **In the stage of registration refinement**, the parameterized description of edge features by NURBS curves properly solves the “irregular edge” problem because of speckle noise in SAR images. The

ABSTRACT

utilization of local controllability of NURBS curve overcomes the local deformation, which is caused by the terrain or environmental change due to the different acquisition conditions of images. By combining some constraints on two corresponding edges, such as distance constraint, orientation constraint, etc. we obtain the matched control points of NURBS curves, which are invariant under affine transformation. The registration refinement can therefore be realized.

4. For the **registration of large area images**, an adaptive propagation method is proposed, which is based on the matching model of local areas with abundant image features. In order to improve the registration effect, a few numbers of tie-points from other region of large images can be applied to modify the global transformation function. Therefore, large image registration can be performed indirectly.

Keywords : multi-sensor image registration , shape matrix , NURBS , filter , intelligent scissor, empirical entropy , water body extraction

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究的背景与意义.....	1
1.2 本文的组织结构	4
第二章 图像的获取及数据选择	6
2.1 星载 SAR图像的获取及特点	6
2.1.1 引言	6
2.1.2 SAR图像的几何特性	7
2.1.2.1 斜距图像的近距离压缩.....	7
2.1.2.2 透视收缩与叠掩.....	8
2.1.2.3 阴影	9
2.1.2.4 SAR图像的投影误差	10
2.1.3 SAR图像的辐射特性	11
2.2 SPOT图像的获取及特点.....	12
2.2.1 引言	12
2.2.2 SPOT图像的几何特性	12
2.2.3 SPOT图像的辐射特性	13
2.3 数据的选取.....	14
2.3.1 关于数据选取的几点考虑	15
2.3.2 成像区域及实验数据	16
2.4 小结.....	20
第三章 遥感图像配准技术综述	21
3.1 图像的配准.....	21
3.1.1 图像配准的定义	21
3.1.2 图像配准的基本流程.....	22
3.1.3 特征提取与匹配	23
3.1.3.1 基于区域的配准方法	24
3.1.3.2 基于特征的配准方法	25
3.1.4 变换模型的估计	27
3.1.4.1 图像间的几何变换	27
3.1.4.2 全局变换.....	28
3.1.4.3 局部变换.....	30
3.1.5 图像的插值与变换	33
3.2 自动图像配准技术的主要研究成果	34
3.2.1 基于特征的自动图像配准技术回顾.....	34
3.2.2 自动图像配准技术的比较	38
3.3 遥感图像自动配准的难点.....	40

3.4 本文的研究方案	41
3.4.1 引言	41
3.4.2 SAR图像和光学图像自动配准技术研究方案.....	42
3.5 小结.....	43
第四章 多传感器卫星图像的预处理	44
4.1 引言.....	44
4.2 SAR图像的滤波处理.....	44
4.2.1 SAR图像的噪声来源	44
4.2.2 现有的 SAR图像滤波方法	46
4.2.2.1 传统的滤波方法.....	47
4.2.2.2 基于 SAR图像斑点噪声统计特性的自适应滤波方法....	50
4.2.2.3 不考虑 SAR图像斑点噪声统计特性的自适应滤波方法 .	54
4.2.3 我们的滤波方法	59
4.2.3.1 基于修正 Frost核的滤波算法.....	59
4.2.3.2 现有滤波算法的应用改进	63
4.2.3.3 小结	64
4.2.4 SAR图像滤波技术的比较性研究	65
4.2.4.1 几个评价指标的引入	65
4.2.4.2 几种典型滤波器的性能比较	67
4.2.5 小结	69
4.3 光学图像的预处理.....	69
4.3.1 光学图像的对比度增强.....	69
4.3.2 光学图像的滤波	70
4.3.3 小结	71
4.4 总结.....	71
第五章 特征提取	74
5.1 引言.....	74
5.2 水体特征的提取	74
5.2.1 基于信息熵的水体分割	75
5.2.1.1 熵值图像的生成.....	75
5.2.1.2 熵值图像的单阈值分割.....	76
5.2.1.3 分割后处理	77
5.2.1.4 实验结果.....	78
5.2.2 基于模板的水体边界信息获取	78
5.2.2.2 边缘检测.....	80
5.2.2.3 轮廓模板的定义与边缘段的获取	83
5.2.2.4 模板屏蔽下的边界提取.....	83
5.2.3 小结	84
5.3 交互式边缘特征提取	85

5.3.1 主动轮廓	85
5.3.2 智能剪刀	87
5.4 结论	88
第六章 基于多层特征匹配的多传感器卫星图像	90
精细化配准技术的研究	90
6.1 引言	90
6.2 基于区域特征的雷达图像与光学图像的粗匹配	92
6.2.1 引言	92
6.2.2 特征提取	93
6.2.3 区域特征的描述及匹配	93
6.2.3.1 区域特征的描述	94
6.2.3.2 相似性度量及初始匹配	96
6.2.4 实验结果	99
6.2.5 小结	115
6.3 基于参数化曲线的图像精匹配	117
6.3.1 引言	117
6.3.2 NURBS理论	117
6.3.2.1 NURBS曲线的定义	117
6.3.2.2 NURBS曲线的性质	119
6.3.2.3 NURBS的建模	121
6.3.3 基于参数化曲线的匹配准则及算法实现	126
6.3.3.1 引言	126
6.3.3.2 匹配点对的确定	128
6.3.3.3 算法实现	131
6.3.4 实验结果	131
6.3.4.1 合成数据	132
6.3.4.2 真实图像	135
6.3.5 小结	149
6.4 多传感器卫星图像配准效果的评价	150
6.4.1 引言	150
6.4.2 关于图像配准效果的视觉比较	151
6.4.3 配准精度估计	151
6.4.4 小结	154
6.5 大图像的配准——基于局部区域配准模型的自适应扩展	154
6.5.1 局部区域配准模型在大范围图像配准应用的扩展	154
6.5.2 基于局部区域配准模型的适应性扩展+大图像的子块划分 ..	160
6.6 总结与讨论	161
第七章 结束语	164

7.1 本文的工作及主要贡献	164
7.2 工作展望	166
参考文献.....	168
攻读博士学位期间撰写及发表的论文.....	174

插图目录

图 2-1 侧视雷达斜距投影	8
图 2-2 透视收缩与顶底位移 [10]	9
图 2-3 雷达阴影的形成 [10]	10
图 2-4 SAR成像系统的投影误差	10
图 2-5 CCD 线阵列传感器数据采集原理[95]	12
图 2-6 SPOT图像投影误差示意图	13
图 2-7 试验区域（红框所示为部分长江流域及鄱阳湖地区；黑框所示为试验区）	16
图 2-8 第一组数据的 ERS SAR图像（768×768）	17
图 2-9 第一组数据的 SPOT-P图像（896×896）	17
图 2-10 第二组数据的 ERS-SAR 图像（1024×1024）	18
图 2-11 第二组数据的 SPOT-P图像（1280×1280）	19
图 3-1 图像配准的工作流程	22
图 4-1 地表均质区域与 SAR图像中的斑点效应(本图中 a、b两图引自文献 [96])	46
图 4-2 ERS SAR PRI 图像（300×300）	47
图 4-3 均值滤波 左：3×3；右：9×9)	48
图 4-4 高斯滤波 左：3×3；右：9×9)	48
图 4-5 中值滤波 左：3×3；右：9×9)	48
图 4-6 局部均值滤波器的区域划分（图中深色区域为每一次方差运算考虑的有效区域）	49
图 4-7 K均值滤波 左：3×3；右：9×9)	50
图 4-8 局部均值滤波（5×5）	50
图 4-9 左，LEE 滤波；中，Frost滤波；右，Kuan滤波	54
图 4-10 左，Gamma-MAP 滤波；中，增强的 Lee 滤波；右，增强的 Frost 滤波	54
图 4-11 sigma 滤波（5×5）：左，滤波 1次；右，滤波 5次	57
图 4-12 不同参数 (σ_s, σ_r) 的 bilateral 滤波：左，(4,50)；中，(8,50)；右， (8,20)	58
图 4-13 不同参数 (h_s, h_r) 的 mean shift 滤波：左，(4,50)；中，(8,50)；右， (8,20)	58
图 4-14 基于 Frost 核的滤波算法比较 (7×7)。左，Frost 滤波；中，增强型 Frost 滤波；右：我们的算法。	62
图 4-15 基于图 4-6 区域划分的滤波：左，局部均值滤波；右，局部中值滤波	64
图 4-16 左，sigma 滤波 (5×5)；右，sigma-中值滤波 (5×5)	64

图 4-17 均质区域及边缘样本在图 4-3 中的相关位置。左图中蓝色标记为边点 右图为选自原始图像的均质区域；左、右两图分别对应中图的红、绿方框所示 区域。	66
图 4-18 左：SPOT-P 图像 (300×300)；中：中值滤波 (3×3)；右：局部中值滤 波 (5×5)	70
图 4-19 左：bilateral 滤波，迭代 1 次， $(\sigma_s, \sigma_r) = (2, 2)$ ；中：bilateral 滤波， 迭代 5 次， $(\sigma_s, \sigma_r) = (2, 2)$ ；右：均值漂移滤波， $(h_s, h_r) = (2, 2)$ 。	70
图 4-20 图像滤波前后的局部放大。从左至右，依次对应：输入图像、中值滤 波、局部中值滤波、迭代 1 次的 bilateral 滤波、迭代 5 次的 bilateral 滤波、 均值漂移滤波	71
图 5-1 “类椒盐噪声”抑制示意图	78
图 5-2 SPOT 图像 (300×300) 的初始阈值分割：左上，原始图像；右上，熵值图 像；左下：最优阈值分割；右下：初始分割水体与原始图像的迭合。	79
图 5-3 LANDSAT-7 ETM+ (1000×1000) 图像的初始阈值分割：左上，LANDSAT 原 始图像；右上，熵值图像；左：最优阈值分割；右：初始分割水体与原始图像 的迭合。	79
图 5-4 ERS SAR 图像的初始阈值分割 (1024×1024)。左上：SAR 原始图像；右上： 熵值图像；左下：最优阈值分割；右下：后处理结果。	80
图 5-5 图 5-2 所示 SPOT 图像的边缘检测结果：左，Deriche 算子 ($\alpha = 0.5$)；右， Canny 算子 ($\sigma = 1.5$)	81
图 5-6 基于比值的 SAR 图像边缘检测模板 (左：一种示范方向；右：8 方向比 值模板实例)	82
图 5-7 基于比值的 SAR 图像边缘检测 (图像大小：257×145；模板：7×7，4 个方向)	83
图 5-8 SPOT 图像模板的生成与边缘屏蔽 (对应图 5-2)：左：基于阈值分割得 到的水体轮廓模板；中：边缘图像与模板的迭合；右：模板屏蔽下的边缘段 ..	84
图 5-9 SAR 图像模板的生成与边缘屏蔽 (对应图 5-7)：左上：基于阈值分割得 到的水体轮廓模板；右上：边缘图像与模板的迭合；下：模板屏蔽下的边缘段	84
图 5-10 采用主动轮廓法得到的特征提取结果 (左：SAR 图像；右：SPOT 图像)	86
图 5-11 采用智能剪刀在雷达图像与光学图像中获取的边缘特征 (左：SAR 图像； 右：SPOT 图像)	88
图 6-1 基于多层特征匹配的多传感器卫星图像精细化配准流程	91
图 6-2 形状矩阵构造示意图	94
图 6-3 采用智能剪刀在 SPOT 图像中获取的边界	100
图 6-4 采用智能剪刀在 SAR 图像中获取的边界	100
图 6-5 第一组图像中各封闭轮廓的形状矩阵 (左：SPOT-P；右：SAR)	101

图 6-6 SAR图像及 SPOT图像的粗配准部分（上图，SAR图像；下图，SPOT图像）	104
图 6-7 粗配准部分的边界特征在 SPOT图像坐标系迭合 红：来自 SPOT-P图像；绿：来自 SAR图像).....	105
图 6-8 采用智能剪刀在 SPOT图像中获取的边界 (1280×1280)	106
图 6-9 采用智能剪刀在 SAR图像中获取的边界 (1024×1024)	107
图 6-10 第二组图像中各封闭轮廓的形状矩阵（左：SPOT-P；右：SAR） ..	108
图 6-11 SAR图像的粗配准部分 (1280×1280)	113
图 6-12 SPOT图像的粗配准部分 (1280×1280)	114
图 6-13 粗配准部分的边界特征在 SPOT图像坐标系迭合（红：来自 SPOT-P图像；绿：来自 SAR图像）	115
图 6-14 样条曲线的局部可控性 ($p=3$)	120
图 6-15 NURBS的建模	122
图 6-16 根据曲线拟合误差及离散点序列判断拟合曲线控制点示意图	123
图 6-17 NURBS曲线匹配部分及对应控制点	129
图 6-18 原始曲线序列及对应的 NURBS拟合曲线和控制点（左：image1；右：NURBS拟合）	132
图 6-19 原始曲线和形变曲线的迭合效果图（左：image1和 image2迭合曲线；右：对应的 NURBS曲线，以及匹配的 NURBS控制点）	133
图 6-20 三组曲线系列的空间迭合图 红色：原始曲线；浅蓝：形变曲线；蓝色：在形变曲线基础上叠加了局部畸变的曲线).....	134
图 6-21 原始曲线及发生全局形变和局部畸变曲线的 NURBS拟合曲线(左：NURBS拟合曲线及控制点；右：NURBS拟合曲线及匹配的控制点对)	134
图 6-22 原始曲线与校正的蓝色曲线迭和图（左：按照已知仿射几何形变模型校正蓝色曲线；右：按照估计的仿射变换模型校正蓝色曲线）	135
图 6-23 第一组数据 SAR图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制点（896×896: 红色为 NURBS曲线，黄色为控制点）	136
图 6-24 第一组数据 SPOT-P图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制点（896×896: 红色为 NURBS曲线，黄色为控制点）	137
图 6-25 第一组粗配准图像的 NURBS拟合曲线在 SPOT-P图像坐标系的迭合(SAR图像：NURBS曲线及控制点，黄色；SPOT图像：NURBS曲线及控制点，粉色)	138
图 6-26 第一组图像数据中由 NURBS曲线控制点得到的匹配点对	139
图 6-27 第一组图像数据精细化配准效果图（绿色、黄色标记分别对应粗配准、精配准阶段图像配准部分边界及 SAR图像边界特征层）	140
图 6-28 精配准图像棋盘分布示意图	141
图 6-29 第二组数据 SAR图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制点（1280×1280: 红色为 NURBS曲线，黄色为控制点）	142
图 6-30 第二组数据 SPOT-P图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制	

点 (1280×1280: 红色为 NURBS曲线, 黄色为控制点)	143
图 6-31 第二组粗配准图像的 NURBS拟合曲线及其控制点在 SPOT-P图像坐标系的迭合 (SAR图像: NURBS曲线及控制点, 粉色; SPOT图像: NURBS曲线及控制点, 黄色)	144
图 6-32 第二组图像数据中由 NURBS曲线控制点得到的匹配点对	145
图 6-33 第二组图像数据精细化配准效果图 (绿色、黄色标记分别对应粗、精配准阶段图像配准部分边界及 SAR图像边界特征层)	146
图 6-34 第二组图像在不同配准阶段局部区域 SAR图像特征 (粗配准: 蓝色; 精配准: 黄色) 与 SPOT图像特征 (粉红) 的迭合情况: a, 对应图 6-33中蓝框所示部分精细化配准的各个阶段; b, 对应图 6-33 中红框所示各部分在精细化配准的各个阶段。	147
图 6-35 第二组图像数据精配准部分棋盘分布示意图	148
图 6-36 ERSSAR 图像快视图(3000×4500): 图中白色方框所示区域与 SPOT 图像中最外侧方框区域相对应。	156
图 6-37 SPOT-P 图像快视图(4000×5500): 图中白色方框所示区域由小到大依次为 256×256、512×512、768×768、1024×1024 及 1280×1280 像素。	157
图 6-38 局部区域配准模型在大图像配准应用的扩展	158
图 6-39 模型修正前后, 大范围图像配准的变换误差与局部区域大小的关系图	159
图 6-40 局部区域配准模型在大图像配准应用的扩展	161

表格目录

表 2-1 SAR图像及 SPOT光学图像的获取及特点比较	14
表 2-2 图像数据参数说明	18
表 3-1 自动图像配准技术的比较	39
表 4-1 几种典型滤波算法的指标估计	68
表 6-1 基于形状矩阵的形状相似系数 (SAR: 768×768; SPOT-P: 896×896)	101
表 6-2 长半径相对旋转角(SAR : 768×768 ; SPOT-P : 896×896)	102
表 6-3 基于 PCA 法得到的区域轮廓主方向夹角 (SAR: 768×768; SPOT-P: 896×896)	102
表 6-4 由形状相似和方向一致准则得到的同名区域	103
表 6-5 匹配区域 (SAR: 768×768; SPOT-P: 896×896)	103
表 6-6 基于形状矩阵的形状相似系数 (SAR: 1024×1024; SPOT-P: 1280×1280)	109
表 6-7 长半径相对旋转角 (SAR: 1024×1024; SPOT-P: 1280×1280)	110
表 6-8 基于 PCA 法得到的区域轮廓主方向夹角 (SAR: 1024×1024; SPOT-P: 1280×1280)	111
表 6-9 由形状相似和方向一致准则得到的同名区域	111
表 6-10 匹配区域 (SAR: 1024×1024; SPOT-P: 1280×1280)	112
表 6-11 利用手选测试点进行空间变换误差估计 (第一组图像数据, 24对测试 点)	153
表 6-12 利用手选测试点进行空间变换误差估计 (第二组图像数据, 19对测试 点)	153
表 6-13 大图像局部区域配准模型在其它区域的扩展	158

第一章 绪论

1.1 研究的背景与意义

遥感是一种远距离、非接触的目标探测技术和方法。具体地说，是利用搭载在遥感平台（航天遥感平台：人造卫星，航天飞机等；航空遥感平台：航摄飞机等）上的传感器（如：合成孔径雷达，多光谱扫描仪，CCD线阵列扫描仪等），接收从目标反射和辐射的电磁波信息，实现对目标定性、定量的描述。随着空间技术的迅速发展以及新型传感器的不断出现，利用多样化空间平台组成的对地立体观测网络已成为获取多源遥感数据的有效途径。对同一地区，我们可以及时获取大量的、来自不同传感器、具有不同空间分辨率、覆盖不同电磁波谱段的多源遥感图像数据。相对于单一数据源，多源遥感数据可提供更为丰富的信息，如时域变化、空间尺度信息、光谱信息等，显然，利用多源数据优势及其信息的互补性，更有助于完整、客观地探测目标的特性。

日益增长、类型不一的遥感数据使信息压缩、海量数据处理面临新的挑战，也使如何综合利用不同空间分辨率、不同时相、不同波段的多源遥感图像信息来研究环境与经济可持续发展等动态过程问题（如资源调查、灾情分析等）成为对地观测领域急需解决的难题。数据集成（data integration）是实现多源遥感图像以及图像与数字高程模型（DEM: Digital Elevation Model）数据、以及地理信息系统（GIS: Geographical Information System）相关数据等其它语义信息综合的技术手段。在信息集成意义下的数据融合（data fusion）、变化检测（change detection）等方法的研究已成为当前遥感信息处理的研究热点。

数据集成由两部分组成。

第一部分，空间集成。将来自同一目标区域、在不同时间、不同视角、由同种传感器或不同传感器获取的、两幅或多幅图像、或图像与其它信息源的数据在相同参考坐标系下进行空间位置的最佳迭合，即：几何配准（geometric registration）^③。配准的主要目的在于消除或抑制由于成像条件的差异而引起的图像间几何形变，将来自不同图像或数据所在坐标系、并对应相同目标区域的坐标点建立一一对应的关系，因此，这种多源数据的配准是几何意义下的空间集成。其中，为了扩大图像对地物的覆盖范围，往往将不同视点获取的具

有部分重叠区的多幅图像进行拼接 (mosaicking), 即多视 (multi-view point) 意义下的配准; 同类传感器在不同时间获取的图像配准常用于多时相 (multi-temporal) 分析, 如变化检测 (change detection) 等; 来自不同传感器的图像 (如: 多波段图像与全色光学图像、雷达图像与光学图像、高分辨率的光学图像与 GIS 数据等)、以及图像与其它数据 (如 DEM 数据、GIS 及地形图等语义数据) 的配准为多模态 (multi-modal) 意义下的空间集成。

第二部分, 信息集成。在空间集成的基础上, 将多源数据的信息加以综合, 消除冗余和矛盾, 实现信息互补, 降低不确定性, 改善图像分析的精度、可靠性、以及使用率, 以形成对探测目标相对完整一致的信息描述 [87]。数据融合是多传感器 (multi-sensor) 数据的信息集成, 而变化检测则是多时相 (multi-temporal) 数据的信息集成。因此, 实现多源遥感图像的几何配准是数据融合、变化检测等各种信息集成类型的前提和基础。

数据集成的目的在于实现多源遥感图像信息互补、改善图像的解译精度。为了获得可靠的解译效果, 就需要在数据集成的第一环节将待集成的数据进行精确配准; 另一方面, 遥感图像的应用具有一定的时效性, 为使集成的数据不致丧失其应用价值, 就需要较高的图像处理速度。对于空间集成阶段的图像配准, 传统的方法是手动配准 (manual registration), 配准过程中, 同名点的确定不仅需要大量的人工干预, 而且更需要操作人员具备充足的知识和操作经验, 图像的配准精度因人的主观因素而受到不同程度的影响; 而且随着图像处理数据量的加大, 大量、重复的工作强度大、更无法保证数据的及时应用。因此, 手动配准不足以保证数据集成的可靠性及应用的时效性。以上分析表明: 实现精确、高效的自动配准是多源遥感数据及其它语义信息集成的先决条件。

由于空间数据的多样性以及图像数据中几何及辐射畸变类型的不一致性, 很难确定一个适合所有配准任务的统一的方法。各种配准方法的设计不仅考虑图像间的几何畸变、辐射变形, 同时还要考虑该种图像数据的噪声类型、配准精度要求、以及具体的数据特性及应用条件等。但大多数的配准方法离不开以下几个主要步骤: 同类特征的检测及特征匹配 (目的: 确定图像间匹配的几何元素)、图像间空间变换模型的确定及模型参数估计、图像的坐标变换及灰度插值等。

多源空间数据的几何配准因其在数据集成过程中的重要地位, 受到人们的

关注，甚至成为近年遥感领域研究的一个重要课题，也是图像处理与理解领域的重要研究方向。文献 [3] 较为全面的总结了图像配准技术在九十年代初之前的研究成果；文献 [52] 对近年医学图像配准技术的研究进行了较为全面的总结；文献 [23] [63] 则对遥感领域图像配准技术的发展及相关研究进行了综述。尽管相同类型遥感数据的配准技术取得了很大进展，但总体来说，不同类型遥感数据的配准还存在一些典型的问题，主要体现在以下几个主要方面。

- 特征的提取。用于变换模型参数估计的几何元素对是由参与配准的图像中同类特征的识别及匹配决定的，这些特征首先应具有不同成像条件和原理下的不变性，和在相应几何变换下的不变性。并且最终确定的同名特征必须数量充足、空间分布均匀。尤其是不同光谱的图像，相同地物在图像中的特征会有所不同，影响了同类特征的提取。
- 特征的匹配。由不同类型的传感器获取的图像数据往往具有不同的空间分辨率；由于成像条件的差异（如 SPOT 图像成像过程中云雾的遮挡）、或获取时间的不同步（同一位置的地物发生了局部变化）造成图像中对应相同区域的名特征发生局部变化。这无疑增加了特征匹配的难度。
- 多源空间数据间几何变换模型的合理描述。变换模型的选择应能够反映图像之间可能存在的几何变形，包括场景的因素（主要是成像传感器的观察角度）以及成像设备引起的图像扭曲，此外，还要考虑匹配精度的要求。
- 噪声的抑制。雷达图像特有的成像方式使斑点效应成为该类图像质量严重退化主要因素，影响了图像特征的可靠提取，这也使得雷达图像与其它类型图像配准技术的研究面临更多的挑战。

综上，多源遥感图像的精确、自动配准是实现多源遥感数据高效、有机集成的前提和瓶颈。探求解决或克服多传感器遥感图像配准的技术难点，研究如何在尽量少的人工干预下、实现多传感器图像的自动配准在当前遥感图像处理中显得尤为必要和迫切。

在多源卫星数据中，SAR (Synthetic Aperture Radar) 图像与光学图像分别由完全不同的成像传感器获取。一方面，主动式 SAR 系统全天候、全天时的对地观测能力弥补了被动式光学图像传感器间断性对地观测的不足；另一方面，SAR 图像与光学图像分别反映了电磁波谱微波段和可见光段的辐射特性。实现两种图像的信息集成，可以在连续对地观测意义下，综合两种图像关于地物的冗

余及互补信息。与此同时，SAR图像斑点噪声的影响以及两种图像完全不同的辐射特性增大了图像特征提取及匹配的难度，使 SAR 图像与光学图像的配准成为两种图像信息有效集成的“瓶颈”。因而，SAR 图像与光学图像的配准成为目前多传感器卫星配准的研究热点及难题。

在应用方面，SAR图像和光学图像的多传感器遥感数据融合在洪涝监测和灾情分析方面起着非常重要的作用。它具有如下特点：

①水灾的发生往往伴随天气的恶劣变化，全天候、全天时的 SAR 系统获取的遥感图像可有规律地获取用于监测的实时数据并及时确定洪水淹没地区的面积（通过接收卫星发射的回波信号来识别水体）；

②高信噪比的光学图像则可以提供洪灾发生前后土地利用及水体分布情况；

③利用卫星运行的周期性，还可以动态监测洪灾的变化趋势，为洪灾分析和决策支持提供依据。

中国是世界上洪涝灾害最频繁、损失最为严重的国家，通过 SAR 图像和光学图像的数据集成进行水灾分析和灾情评估在我国这个洪涝灾害的多发国家尤其具有重大现实和经济意义。以中科院自动化所为国内主要负责单位，与欧共体四国的多个研究单位共同承担的欧共体第五个框架计划项目“基于水灾分析和决策支持的数据融合（ANFAS）”就是在这种应用背景下展开的。其中光学图像之间以及雷达图像与光学图像等多源卫星图像的配准以及数据融合是该项目研究的主要内容之一。

因此，本文将以 ERS SAR图像和 SPOT-P全色光学图像的配准为例，在上述项目背景下，进行多传感器卫星图像配准技术的研究，以期在尽量少的人工干预下，实现 SAR图像与 SPOT光学图像的自动配准，并获取尽可能高的配准精度。

1.2 本文的组织结构

本文共分七章。

第一章为绪论部分，包括论文的研究背景和意义，国内外研究概况，论文的主要研究内容和组织结构。

第二章从分析多源卫星图像的获取特点出发，阐述了 SAR图像及 SPOT光学

图像的几何及辐射特性，为图像配准过程中的预处理、特征提取等工作奠定基础。

第三章是遥感图像自动配准技术的综述部分。首先引入图像的配准问题，给出图像配准过程中所涉及的基本步骤，重点分析几种典型的空变换模型；在此基础上，回顾了当前遥感领域图像自动配准技术的主要成果；最后，通过对各种配准算法的比较，确定出遥感图像配准的困难所在，并给出了本文实现多传感器卫星图像配准的解决方案。

第四章是 SAR 图像及 SPOT 光学图像的预处理，对几种典型的滤波方法进行分析，提出了改进的滤波算法；通过对各类算法的性能比较，对于 SAR 图像以及光学图像，分别确定了适合不同特征提取需要的滤波方法。

第五章是水体的特征提取。针对水域在 SAR 图像及光学图像中的灰度分布具有弱随机性的特点，我们提出了一种基于信息熵的水体提取算法；进一步，结合边缘信息，我们还给出了一种基于轮廓模板的水体边界获取方案。此外，还简单介绍了交互式边缘特征提取的两种方法：主动轮廓和智能剪刀。

第六章是论文的核心部分。针对雷达图像及光学图像的配准，确定了一种基于多层特征匹配技术的精细化配准框架。在粗匹配阶段，通过封闭区域形状矩阵的相似性度量来实现自动匹配。在精匹配阶段，利用 NURBS 曲线的仿射不变性与局部可控性，在对应 NURBS 曲线的控制点中寻找匹配点对，达到改善图像配准精度的目的。在本章最后还针对整景或大范围图像的配准，给出了一种基于具有丰富局部特征的区域配准模型自适应扩展方案。

第七章是结束语。对本文的主要工作及贡献进行了总结，并对下一步的工作进行了展望。

第二章 图像的获取及数据选择

在图像配准技术的研究中，我们主要选用了两类卫星图像，即：由欧空局的 ERS-1/2 卫星获取的 SAR 图像和法国的 SPOT 卫星得到的全色 (panchromatic) 光学图像。为了便于对图像的理解，本章将从图像获取的角度对 SAR 图像和 SPOT 图像的几何及辐射特性进行分析；在本章的最后，对课题研究中图像数据的选择进行说明。

2.1 星载 SAR 图像的获取及特点

2.1.1 引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, 简称 SAR) 是一种主动式微波传感器，它可以安装在飞机或卫星等遥感平台上。按照搭载的平台区分，可分为机载 SAR 和星载 SAR。SAR 遥感图像的使用已近 40 年。从 1978 年，第一颗民用雷达卫星 Seasat-1 海洋卫星升空，先后有多颗搭载 SAR 传感器的卫星发射，较为典型的有：欧空局分别于 1991 年、1995 年发射的 ERS-1、ERS-2 遥感卫星，日本于 1992 年发射的地球资源卫星 JERS-1，加拿大于 1995 年发射的 RADARSAT 卫星，以及欧空局于 1999 年发射的 ENVISAT 卫星等。上述卫星平台的升空，可以使 SAR 传感器在不同的微波段、以不同的极化方式，获取不同地物覆盖范围、具有不同空间分辨率的 SAR 图像。

SAR 作为一种有源传感器，它通过自身辐射电磁波信号，对目标区域进行“照射”；SAR 的接收天线接受目标区域反射回的电磁波，经过相应处理，可获得地表信息的高分辨率图像。与光学遥感成像系统相比，它具有如下特点：

- SAR 传感器主动发射电磁波，无需依赖光照；SAR 传感器采用的微波频段可以穿透云层，图像的获取不受气候条件的影响。因此 SAR 传感器可以全天时、全天候工作，与光学遥感系统相比，可获得时间上更为连续的 SAR 图像。
- 获取的 SAR 图像体现了电磁波谱微波段的辐射特性，与可见光或红外波段辐射特性的光学图像或红外图像优势互补，可提升影像判读的正确性，为用户提供了更为丰富的地物辐射信息。

上述特点使雷达图像成为人类观察和认识地球的重要信息来源之一。但由于 SAR 成像系统特有的工作模式，使雷达图像在几何特性及辐射特性方面存在一些原理性的不足。

2.1.2 SAR 图像的几何特性

SAR 传感器的雷达天线孔径很小，基本思想为：随卫星平台沿飞行航线向前移动，雷达天线与成像目标之间的距离发生连续变化，在不同时刻和位置接收的同一成像目标信号的相位也发生变化，这样对在平台前进方向不同位置上所接收的包含相位信息的信号进行记录和处理，得到比采用实际天线更长的假设天线进行观测的同样结果。

星载 SAR 侧视、斜距成像。合成孔径雷达的这种工作方式决定了 SAR 卫星图像的几何特性，使得 SAR 图像存在特有的几何畸变，概括起来有：斜距显示图像的近距离压缩现象、以及地形起伏而产生的透视收缩、叠掩、阴影等 [10] [86] [93]。

SAR 图像为一幅平面图，其纵向平行于卫星的飞行航线，称为方位向 (azimuth)；横向垂直于卫星的航线，称为距离向 (range)。合成孔径雷达的斜距成像特性决定了地物目标在 SAR 图像沿距离向有两种显示方式：斜距显示、地距显示。

2.1.2.1 斜距图像的近距离压缩

图 2-1 所示，斜距显示的图像上，成像目标的位置由目标到达雷达的斜距决定，所以雷达图像是地面目标的距离投影。图像上两目标之间的距离为其对应的斜距差：

$$x_1 - x_2 = a \cdot (R_1 - R_2) = a \cdot \frac{c}{2} \cdot (\Delta t_1 - \Delta t_2) = a \cdot \left(\frac{G_1}{\cos \beta_1} - \frac{G_2}{\cos \beta_2} \right) \quad (2-1)$$

上式中， x_1 、 x_2 分别为位于同一基准面的两目标 X_1 、 X_2 在图像的距离向坐标； R_1 、 R_2 分别为对应地物目标 X_1 、 X_2 到天线中心的斜距； c 为电磁波的传播速度； Δt_1 、 Δt_2 为雷达天线与地物目标之间的往返时间； G_1 、 G_2 分别为目标的地距； β_1 、 β_2 分别为雷达波束到目标所在处的俯角； a 为 SAR 图像的距离向比例尺。

当雷达天线与地面间的距离相对于 $x_1 - x_2$ 很大时 (或在 SAR 图像的一个分辨率单元内, 雷达天线与地物目标的距离远远大于分辨单元的尺寸), 可以认为: $\beta_1 \approx \beta_2 = \beta$, 此时, 式 2-1 可简化为:

$$x_1 - x_2 = \frac{a}{\cos \beta} \cdot (G_1 - G_2) \quad (2-2)$$

因而, β 越大, $\frac{a}{\cos \beta}$ 越大, 地面上等间距的目标在斜距显示的图像中, 近距离端比远距离端的间距缩短。这种现象称为图像的近距离压缩 [86]。

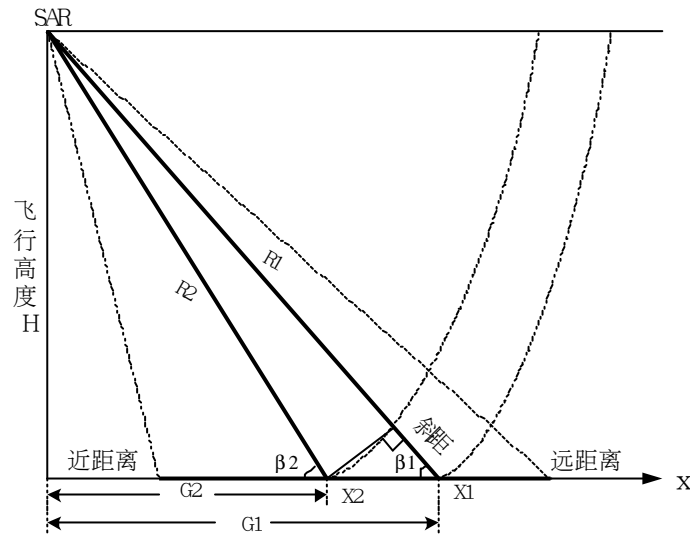


图2-1 侧视雷达斜距投影

2.1.2.2 透视收缩与叠掩

山区、丘陵地带由于地势起伏, 与平坦地区 SAR 图像相比, 该区域的 SAR 图像具有特殊的几何特性, 如: 透视收缩 (forshortening)、叠掩 (layover) 和阴影 (shadow) [10] 等。

除了垂直发射雷达波束的情况 ($\beta = 90^\circ$) 之外, 所有在雷达图像上得到的地面斜坡的长度都比实际长度短, 这种现象称为雷达图像的透视收缩。

对于图 2-2 所示中间的山坡, 由于 $R_c < R_d$, 雷达波束先照到坡底, 所以坡底先于坡顶成像, 斜坡 CD 的斜距投影显示距离为 $\Delta C'D'$, 显然比斜坡 CD 的地距

投影对应的距离 ΔCE 小，因而出现透视收缩。如图 2-2所示左侧的山坡，当波束与入射面垂直时，透视收缩现象最为严重，此时由于 $R_A = R_B$ ，电磁波能量最为集中，整个斜坡 AB成像为一点，图像最亮。

对于图 2-2 所示右侧斜坡，由于坡度角 α 增大，使得雷达波束的俯角 β 与高出地面目标的坡度角 α 满足条件： $\alpha + \beta > 90^\circ$ ，坡顶G先于坡底F成像，这种斜坡的顶、底影像颠倒显示的现象即为顶底位移。

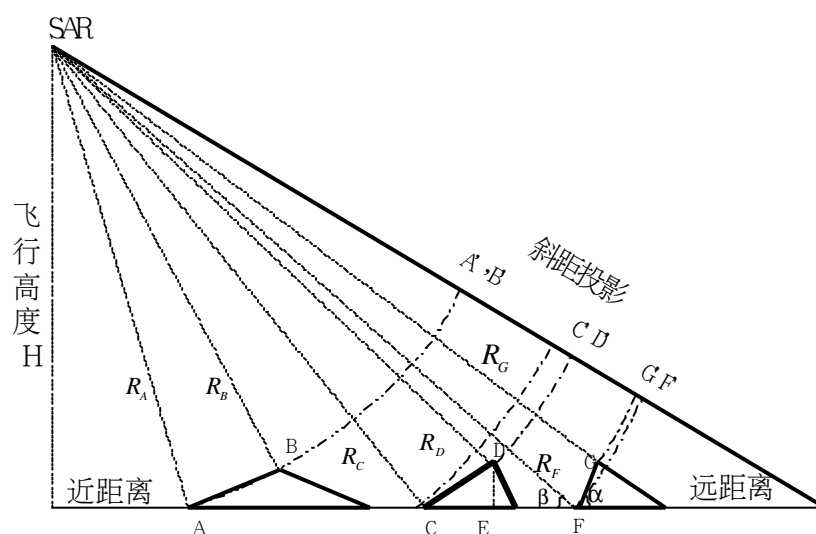


图2-2 透视收缩与顶底位移 [10]

由于顶底位移，或者由于地物目标的高低起伏，造成两个或两个以上的目标点具有相同斜距，使得多个目标的回波功率混迭在一起的现象称为叠掩。由于雷达图像上近距离短的俯角大于远距离端，因此叠掩现象多发生在近距离端。

雷达图像的叠掩现象甚至使山区多个目标的成像集中于一点，使得图像中目标的判读及识别非常困难，这种现象无法通过斜距显示或地距显示方式克服，只有借助 DEM等其它数据源才能校正。

2.1.2.3 阴影

直线传播的雷达波束受到山峰等高大目标阻挡，且雷达波束的俯角 β 与山峰的背坡角 α_b 之间满足 $\alpha_b > \beta$ 关系时，目标的背坡接收不到微波，因而没有雷达回波返回到接收传感器，对应图像的相应位置就会出现黑区，从而形成雷达阴影。图 3-3清楚地描述了这种现象。对于背坡角相同的目标，雷达阴影的大小与俯角 β 有关， β 角越小，阴影区域越大，与叠掩的情况相反，雷达阴影

大多出现在图像的远距离端。

总之，无论透视收缩、叠掩、及阴影等都是由于地形起伏而导致的 SAR 图像特有的几何畸变。对于地形复杂的地区，由于距离向不同位置，雷达波束的俯角不同，各种几何畸变可能同时存在。

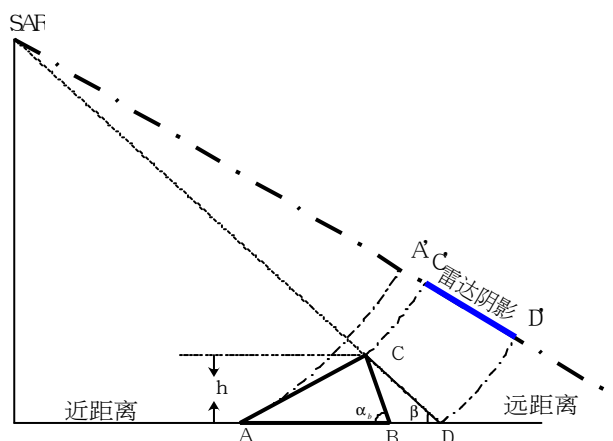


图2-3 雷达阴影的形成 [10]

2.1.2.4 SAR图像的投影误差

图 2-4 为由于地形的起伏，而造成 SAR 图像距离向、方位向的投影误差示意图。

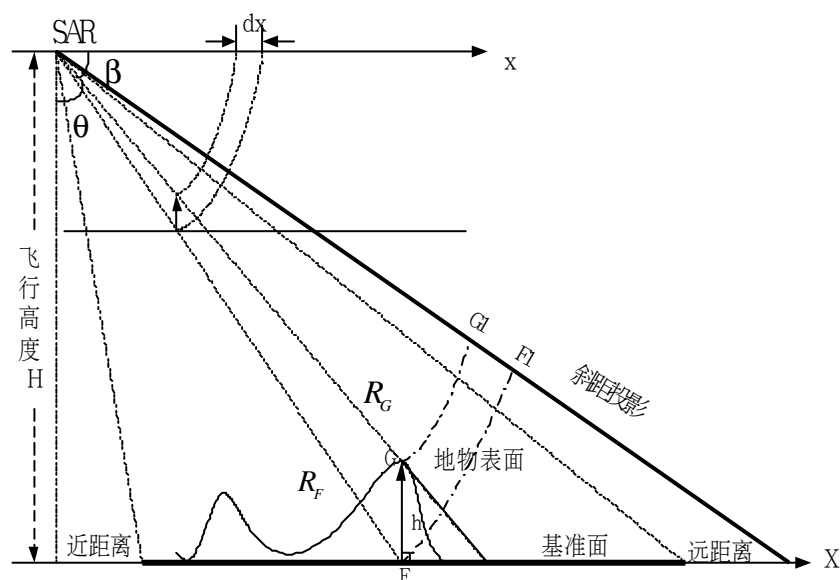


图2-4 SAR成像系统的投影误差

相对于中心投影方式的光学成像系统来说，合成孔径雷达的成像方式使得地形起伏引起的图像变形具有如下特色（参见图 2-4）：地面有起伏时，地面目标点 G 相对于基准面的高度为 h ，该点在基准面的垂直投影点为 F， θ 为侧视角（对于 ERS SAR 成像系统），则斜距显示的图像上，由于 G 处的起伏所引起的距离方向和方位方向的像点位移为： $dx = -a \cdot h \cdot \cos\theta$ ， $dy = 0$ 。

因此，由于地形起伏引起的投影误差只发生在距离方向：高于基准面的地面点，其像点移向近距离方向；低于基准面的地面点，其像点移向远距离方向。且在近距离由于投影而引起的图像的几何形变更严重。

2.1.3 SAR 图像的辐射特性

合成孔径雷达是一种高分辨率二维相干成像雷达。而相干电磁波的作用，使雷达图像产生斑点效应，严重影响了图像的质量。斑点噪声的存在降低了 SAR 图像的空间分辨率，隐藏了图像的细节信息，使 SAR 图像的可解译能力变差，造成图像的信噪比下降。要完成图像的特征提取，就需要抑制和克服斑点噪声的影响，对 SAR 图像进行滤波预处理。本文的第四章将针对斑点噪声的产生机理及抑制技术进行探讨。

由于雷达的侧视成像及地形起伏而产生的叠掩使局部区域回波能量集中、或由于阴影在成像位置产生的暗区。这也是 SAR 图像区别于光学图像等其它图像辐射特性的特点之一。

雷达图像是对成像区域微波散射特性的反映。多种因素可以影响雷达波束与地面目标的相干作用，如工作波长、电磁波的入射角、极化方式等雷达系统参数，目标表面粗糙度、目标的几何形状及走向、成像目标的复介电常数等目标区域参数。地物表面粗糙度是决定雷达回波功率强弱的基本因素，雷达系统参数固定时，地物表面越粗糙，回波信号越强；反之，越光滑，回波信号越弱。如平静水面因回波信号弱，而在图像中处于暗区。成像区域的复介电常数也会显著影响雷达回波信号的强度，地物表面的复介电常数越大，回波信号越强，对应雷达图像的成像位置越亮。例如潮湿的区域的复介电常数高于干燥区域。

以上，我们对 SAR 图像的几何特性及辐射特性进行了探讨。下面，我们将从 SPOT 图像的成像方式开始，讨论 SPOT 图像的几何特性及辐射特性。

2.2 SPOT图像的获取及特点

2.2.1 引言

在本文的课题研究中,采用的光学图像为法国太空中心 SPOT-1/2卫星上搭载的 HRV (High Resolution Visible)传感器获取的图像。在 SPOT-1、SPOT-2 卫星上搭载了两套 HRV传感器,分别产生两类遥感图像:分辨率为 10米的全色 (SPOT-P: Panchromatic) 图像、分辨率 20 米的多光谱图像 (SPOT-XS: multi-spectral)。我们的应用数据为 SPOT-P 全色图像。HRV传感器是一种线阵列推扫式扫描仪 [62],采用行中心投影方式成像。得到的图像是在一段时间获取的,成像区域辐射的电磁波通过 HRV传感器的 CCD线阵列元件在瞬间通过投影中心得到垂直航向的一条图像线,不同的扫描行有不同的投影中心,因而可以认为航向 (Y)是以时间为参数的正射投影,而旁向 (X)则为中心投影。线阵列成像传感器的数据采集原理如图 2-5所示。

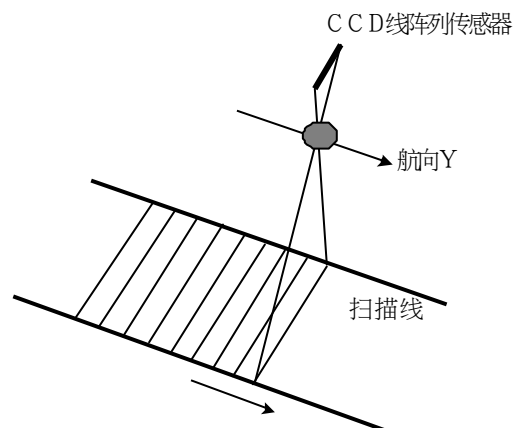


图2-5 CCD 线阵列传感器数据采集原理[95]

2.2.2 SPOT图像的几何特性

CCD 线阵扫描成像的图像几何变形,主要表现为传感器的姿态角引起的倾斜误差和因地形起伏引起的投影误差两种变形形式。其中,由于地形的起伏而造成图像的几何形变,可以用图 2-6示意。

当地面有起伏时,对高于或低于某一基准面的地物表面目标点 A,它在基准面的垂直投影点为 A_1 ,它们在像平面的像点分别为 a 与 a_1 ,则二者之间存在直

线位移 dr :

$$dr = r \cdot h / H \quad (2-3)$$

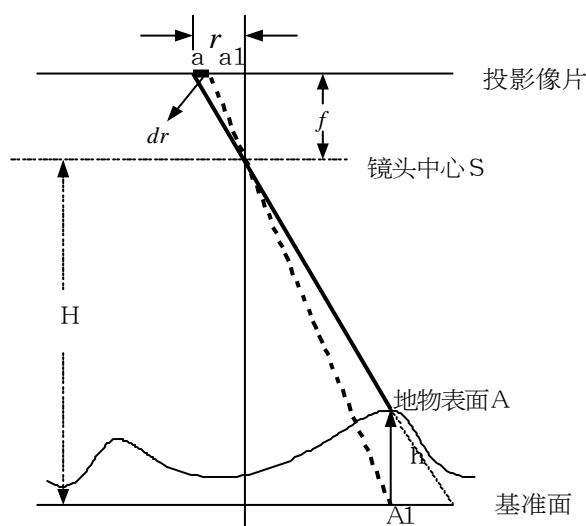


图2-6 SPOT图像投影误差示意图

上式中， r 为像点 a 与底点 (nadir)距离 (底点辐射距)； H 为卫星平台相对基准面的高度； h 为地物表面目标点相对基准面的高度。由式 2-3可知：对应直线位移 dr 的投影误差发生在底点辐射线方向上，对于高于基准面的地面点，其像点移向背离底点的方向；而对于低于基准面的地面点，像点朝接近底点的方向移动。且具有相同 h 的地物目标，对应直线位移 dr 在底点处最小，为 0； dr 随其底点辐射距 r 增大而增大。因此，由于地形起伏引起的 SPOT图像几何畸变多发生在远离星下点的位置处。

对于星下点处地面分辨率为 10米的 SPOT全色图像，成像的 SPOT-1卫星平台高度为 832km，线阵列探测器组有 6000个 CCD元件组成，对应地面总的宽度为 60km，我们可以估计高于基准面 500米的地表目标点，其底点辐射距为最大值 30km时，由于地形起伏引起的扫描方向直线位移对应地面距离为 $30 \times 500 / 832 = 18$ 米，对应像平面处的投影误差为行方向背离投影中心 1.8个像元。

2.2.3 SPOT图像的辐射特性

SPOT光学图像是由 HRV传感器被动地接收来自地表的电磁波辐射信息，需借助光照；HRV传感器工作于电磁波的部分可见光波段，云层往往为图像获取

的主要障碍。SPOT图像辐射特性的影响因素不仅包括地物本身的反射及辐射特性、传感器的光谱相应特性，而且还与光照、气候等条件因素有关。

不同于图像质量严重下降的 SAR图像，SPOT光学图像的噪声来源主要为成像及数字化过程采样、量化、压缩等处理过程中的热噪声、椒盐噪声等，其信噪比远远高于 SAR图像。

关于本文即将采用的 SAR图像及 SPOT光学图像，关于其获取及图像特点的小结见表 2-1。

表2-1 SAR图像及 SPOT光学图像的获取及特点比较

成像特点		SAR图像	SPOT图像
成像系统	搭载平台	ERS-1卫星，平台高度：785公里	SPOT-1 卫星，平台高度：832公里
	传感器	SAR传感器	采用 CCD元件进行探测的HRM传感器
	投影方式	斜距投影	线中心投影
	工作波段	微波（Q波段，波长5.3厘米）	SPOT-P: 可见光部分，波长0.51~0.73微米
			SPOT-XS: 绿色，波长0.51~0.59微米； 红色，波长0.61~0.68微米； 近红外，波长0.78~0.89微米
	工作条件	全天候、全天时	受光照、气候条件的影响
	主动/被动	向地表主动发射微波信号	被动接收地表的辐射信息
图像特点	成像过程引起的几何形变	斜距图像的近距离压缩，以及地形起伏引起的透视收缩、叠掩、阴影等	地形起伏引起的投影误差
	辐射特性	成像区域微波散射特性的反映，主要与地表粗糙程度及电子传导性有关	是对成像地物关于化学成分、植被、以及生物特性的反映
	空间分辨率	ERS SAR幅值图像地距显示，空间分辨率为25米（对应pixel size可达到12.5米）	SPOT-P: 10米（星下点）； SPOT-XS: 20米（星下点）
	主要噪声来源	斑点噪声	热噪声等
	信噪比	~ 1	>>1

2.3 数据的选取

在前面两节，我们对课题研究中所涉及的两类图像数据，即：由欧空局的ERS卫星获取的合成孔径雷达图像以及由 SPOT卫星获取的 SPOT-P全色光学图

像的主要几何及辐射特性做了相关分析。本节我们将就具体数据的选取进行说明。

2.3.1 关于数据选取的几点考虑

关于图像数据的选取，我们主要考虑了如下几种因素。

①雷达图像与光学图像是由两类完全不同的成像系统获取的、具有意义完全不同的几何及辐射特性，探究和开发这两类图像的配准技术在多传感器卫星图像配准技术的研究中具有重要的理论意义。

② SAR成像系统全天候、全天时获取图像的特点为地物的连续观测提供了可能性，弥补了被动式光学成像系统依赖光照、气候等条件的不足；同时，将雷达图像和光学图像类型各异的光谱信息相结合，可以克服单一数据源的不足，丰富用户对地物辐射特性的认识。关于雷达图像与光学图像信息融合在地质填图、农作物分类、土地利用及城区规划、洪涝监测等方面已有成功应用 [87]，因此选择雷达图像及光学图像等两类图像进行多传感器数据配准技术的研究的作为多源图像配准技术研究的数据类型具有重要的应用价值。

以水灾分析和决策支持为应用目标的 ANFAS 项目正是我们应用这两类数据进行配准技术研究在理论意义与应用价值的有机结合。

③ ERS SAR图像与 SPOT-P光学图像是近年遥感数据应用的主要数据来源；同时，二者具有相近的空间分辨率（参见表 2-1），更有利于 SAR图像纹理信息与光学卫星图像光谱信息的集成。因此，我们在课题研究中，选用了这两种数据。

④中国的长江流域是洪涝灾害的多发区域，而洞庭湖区、鄱阳湖区、荆江及汉江中下游等区域则是长江流域洪水灾害的重灾区，因此在数据的选取上，将尽量考虑覆盖这些区域的图像数据。

⑤在图像数据的选取中，还要考虑成像时间的接近性，以尽可能避免地物特征的明显差异；同时图像数据应尽可能覆盖更多的重叠区域（卫星轨道的不一致将影响两种图像可重叠区域的大小）。

⑥不失一般性，在数据的选取过程中，还应考虑选取图像中可识别的同类特征尽可能丰富的区域。

基于上述考虑，我们确定了课题研究的试验区及具体的实验数据如 2.3.2

节。

2.3.2 成像区域及实验数据

考虑到现有的图像数据，我们最终确定鄱阳湖的南部地区作为配准技术研究的试验区，见图 2-7。

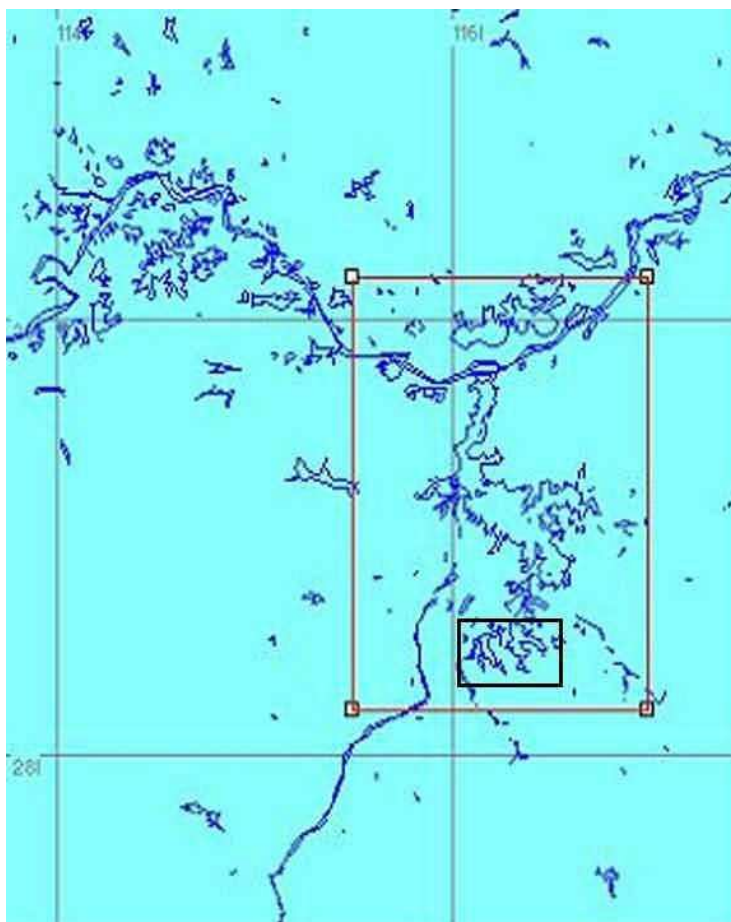


图2-7 试验区域（红框所示为部分长江流域及鄱阳湖地区；黑框所示为试验区）

我们确定了本文配准技术研究的两组实验数据，快视图分别如图 2-8、图 2-9、以及图 2-10、图 2-11。表 2-2是对上述图像数据的参数说明。

➤ 第一组图像数据 (SAR: 768× 768; SPOT: 768× 768)

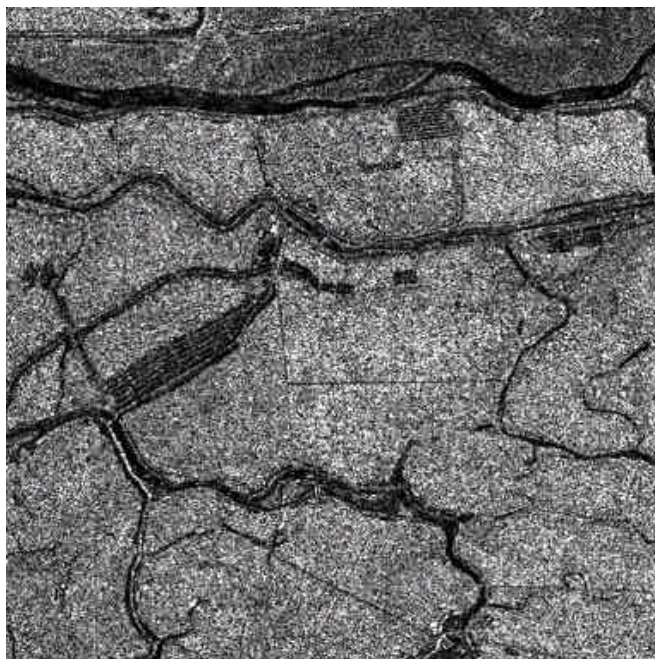


图2-8 第一组数据的 ERS SAR图像 (768× 768)



图2-9 第一组数据的 SPOT-P图像 (896× 896)

➤ 第二组图像数据（ SAR： 1024 × 1024； SPOT： 1280× 1280）



图2-10 第二组数据的 ERS-SAR 图像（ 1024× 1024）

表2-2 图像数据参数说明

参数说明	第一组图像数据		第二组图像数据	
	SPOT-P	ERS SAR	SPOT-P	ERS SAR
成像时间	1996.10.15	1995.11.15	1996.10.15	1995.11.15
图像大小 (列数×行数)	768× 768	768× 768	1280× 1280	1024× 1024
Pixel size (metre)	10	12.5	10	12.5
成像区域面积 (平方公里)	7.68× 7.68	9.6× 9.6	12.8× 12.8	12.8× 12.8



图2-11 第二组数据的 SPOT-P图像 (1280× 1280)

➤ ERS-SAR雷达图像及 SPOT-P全色光学图像数据相关参数说明

考虑 ERS SAR幅值图像及 SPOT-P图像本身存储的一些特点，以及对试验区及这两种图像数据快视图进行分析，关于具体图像的处理，我们有如下认识：

①成像区域中存在明显的水域。相对于 ERS SAR的波长而言，水体表面属于光滑表面，关于雷达的回波信号较弱，在 SAR图像中，水域处于暗区；各种水域因水质、水温、颜色、深浅以及水中各种矿物成分的含量)的差异，而在 SPOT-P图像中，呈现不同的亮暗变化。水体是两种图像中可识别的一类共有特征。

②水体信息的提取存在一定的困难。雷达图像斑点噪声的存在降低了图像的

质量；尽管 SPOT-P 光学图像具有较高的图像质量，但各种水域在图像中的辐射特性不一，甚至出现与图像的其他目标灰度分布接近的情况。上述因素将不可避免地影响特征的提取。

③成像区域水网分布复杂，如何进行区域特征的适当描述也是算法研究中待考虑的问题之一。

④经过目视比较，在第二组图像数据中，对应水体的局部区域存在明显的变化。

2.4 小结

以上，我们对课题研究中采用的两类数据 ERS SAR 图像和 SPOT 光学图像从图像获取的角度，对图像的几何特性及辐射特性进行了分析；并对课题研究中具体数据进行了分析。上述工作有助于我们更好地理解两种图像数据，进而实现图像配准算法的合理设计。

第三章 遥感图像配准技术综述

在本章，我们主要讨论多传感器卫星图像的配准问题。首先引入二维图像配准的概念，给出图像配准的基本流程及相关工作；在此基础上，对几种典型的遥感图像配准算法进行了回顾和比较，总结出多传感器遥感图像配准的困难所在；最后，确定了本文的研究方案。

3.1 图像的配准

3.1.1 图像配准的定义

重申图像配准的定义：将来自同一目标区域、在相同时间或不同时间、不同视角、由同种传感器或不同传感器获取的两幅或多幅图像、或图像与其它信息源的数据在相同坐标系下进行空间位置的最佳迭合，即为图像配准。在配准过程中，通常将其中的一幅图像作为参考图像（reference image），其它图像相对于参考图像进行匹配，称为测量图像（sensed image）或输入图像（input image） [96]。

图像配准是图像处理中的一个经典问题，其应用范围涉及机器视觉、模式识别、医学图像分析、遥感图像处理等多个研究领域。按照配准数据的类型区分，可将图像的配准分成两大类：单模态配准（mono-modal registration）和多模态配准（multi-modal registration）。

单模态图像配准是对相同类型辐射特性的图像进行配准。在遥感领域，比较典型的主要有以下几种情况：多时相配准（multi-temporal registration）是将不同时间或不同条件下得到的关于地面相同景物的图像配准，主要用于地物变化的检测；在多视分析（multi-view analysis）中，相对校正（relative orientation）主要用于航空摄影中三维重建，或利用立体像对生成 DEM（digital elevation model） [89]，以及用于扩大地物覆盖范围的多景图像拼接（mosaic） [85]。

多模态图像配准可以是不同类型图像的配准，也可以是图像与其它种类的数据之间的配准。其中，关于图像与图像配准，主要有：不同类型的传感器获取的遥感图像之间的配准（multi-sensor image registration），如雷达图像

(SAR) 和光学图像 (SPOT-P, LANDSAT-7 ETM+) 图像 [48] [72] [90] [27] [16]、多波段的图像 (Landsat 和 SPOT) 之间的配准 [20] [30]; 关于图像与其它数据的配准, 常见的例子如: 图像与 DEM 数据 [63]、图像与地图 [39] 以及图像与 GIS 等矢量数据的配准等。

3.1.2 图像配准的基本流程

由于图像数据的多样性以及应用条件的不同, 很难设计一个满足所有配准任务要求的统一方案。每一种配准方法的研究不仅要考虑图像间的相对几何形变、而且还涉及图像数据中噪声的影响、图像的内容、配准的精度以及与具体应用条件和成像地物相关的数据特点等等。但大多数的配准方法一般具有图 3-1 所示的工作流程。它主要有以下四个部分组成 (见图中粗虚线):

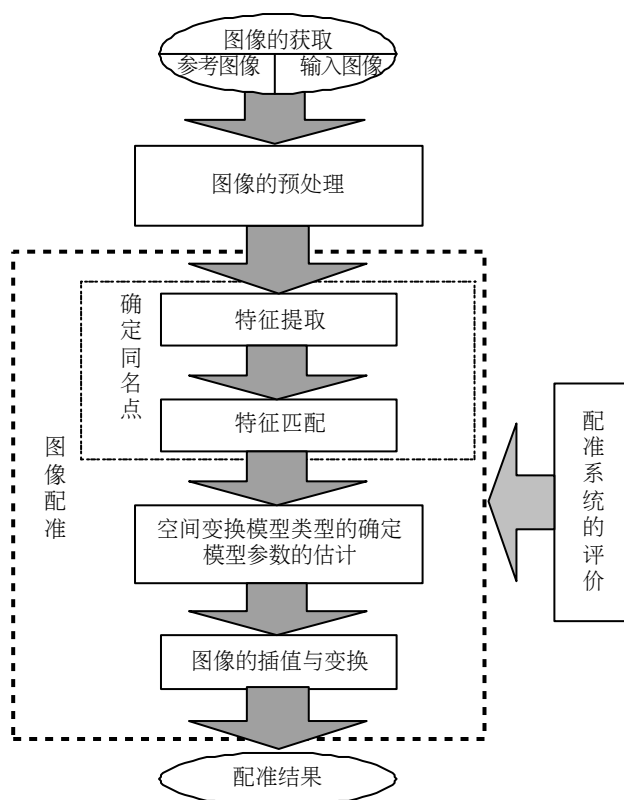


图3-1 图像配准的工作流程

①特征提取 (feature detection)。分别在参考图像及测量图像中, 进行一系列同类特征的提取, 这些特征应该是图像中重要且易于区分的部分, 可以是封闭区域、区域的轮廓、边缘、线的交叉点、角点等, 统称为匹配基元

(primitives)。

②特征匹配 (feature matching)。通过一系列相似性度量，在两种图像的同类特征间建立一一对应关系，最终将匹配的特征表示成对应特征的形式，如：同名点 (tie-points)。同名点可以是匹配区域的形心、凸点、或者是点类型的匹配基元。其中，用于变换模型参数估计的同名点为控制点 (control-points) (为区别于 NURBS 曲线的控制点，本文在后续的章节，把用于变换模估计的控制点称为匹配点)，而用于配准精度估计的同名点则称之为测试点 (check-points)。

③模型的估计。它包括空间变换模型 (transform model) 类型的确定，以及模型参数的估计。简单地说，配准过程就是不同图像间的几何变换过程，而变换模型则是对该变换的数学描述。往往采用特征匹配得到的匹配点估计模型参数；此外，在具有反馈特性的特征匹配过程中，模型参数的优化估计是与特征匹配同步进行的。

④图像的插值与变换。根据估计的模型，将测量图像作相应的几何变换，并实现非整数坐标点的灰度插值。

以上，是对图像配准工作流程的一个基本描述。而开发一个具备上述基本功能的配准方法，往往涉及特征空间 (feature space)、搜索空间 (search space)、搜索策略 (search strategy) 以及相似性度量 (similarity metric) 等配准要素 [3] 的选择。

一个完整的配准系统，还应具备关于图像配准效果的客观、定量的评价方法及指标。

3.1.3 特征提取与匹配

特征提取与匹配的主要目的在于确定模型估计所需的同名点。特征空间的选择通常要考虑以下几个因素：

- 相似性：待配准的两图像中，匹配的特征应该是相同类型的，且具有某种不变性。
- 空间分布：匹配的特征应在几何空间上，覆盖两图像的重叠区；并尽可能地均匀分布。此外，数量过多的特征会增大匹配的计算开销，而数量太少的特征又容易增大特征匹配过程中对噪声的敏感性。

- 唯一性：最终确定的匹配特征应该是一一对应的，而不允许出现一对多或多对一的情况。

传统的手动配准 (manual registration) 通过人的辅助作用识别同名点，特征元素的识别和匹配是同时进行的：同名点的确定往往借助于人的先验知识，为获得尽可能高的配准精度，在大范围的图像数据中需要选取分布更均匀、数量更多的同名点，同名点的选择重复、低效、明显受人的主观因素的影响。随着图像处理的数据量的加大，手动方法逐渐淘汰；而更趋向于人工干预尽可能少的自动配准 (automatic registration)，并且，大部分工作更侧重特征的提取与匹配技术的研究。

按照配准过程中采用的特征类型，自动图像配准可分成两类：基于区域的配准 (area-based registration) 和基于特征的配准 (feature-based registration) 的方法。以下，我们将分别介绍。

3.1.3.1 基于区域的配准方法

在基于区域的配准方法中，特征的提取和匹配通常是同时进行的。这类配准技术的发展按其相似性度量准则的不同，可分成基于灰度差别度量的相关法、基于信息量测度的互信息法两个阶段。

➤ 相关法

基于空间域的灰度相关法是这类方法中的经典，通常是在其中的一幅图像中提取一系列小区域 (又称之为模板)，在另一幅图像中，通过定义的某种相似性度量如归一化的互相关函数 (normalized cross-correlation function)、相关系数 (correlation coefficient)、序列相似检测 (SSD: sequential similarity detection) 等，分别确定各个模板的相似区域。最终实现区域的相关匹配。

这类方法主要用于单源数据的配准，其主要局限性在于：①参与配准的图像必须具有相似的辐射特性 (最好是由同一种传感器获得)；②图像间的相对几何形变应主要为平移 (translation)，而关于尺度 (scaling)、旋转 (rotation) 的相对形变应当很小，因而不适用于存在复杂的几何形变的配准；③在基于空域的灰度相关运算中，所有参与运算的像素的作用是一样的，没有信号与噪声的区别，因此，对噪声、成像条件 (如：光照，气候等) 等因素引起的相对辐射

畸变非常敏感。④搜索区域为大范围的均质区域、或以一定模式重复出现的纹理区时，该方法不适用。⑤由于对每种可能的取值都要估计一次相似性测度，使得相关法的计算代价十分庞大。

➤ 互信息法

最大互信息 (MI: mutual information) 法 [81] [26] 是一类新的基于区域的图像配准方法，它采用互信息作为相似性测度。互信息是信息论的一个概念，用来描述两个信息系统或随机变量的统计相关性、或一个系统包含另一个系统信息的多少，通常用熵表示。这类方法虽出现于近年，但目前已成为多模态医学图像配准的主流技术 [73] [52]。

在信息论理论中，以熵 $H(X)$ 描述随机变量 X 的不确定性，联合熵 $H(X,Y)$ 则是描述其中一个随机变量 X 对另一随机变量 Y 依赖程度的一种度量，于是有两个随机变量 X,Y 的互信息：

$$MI(X,Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y) \quad (3-1)$$

若 X,Y 相互独立，则： $H(X,Y) = H(X) + H(Y)$ ，从而： $MI(X,Y) = 0$ 。

因此基于互信息的图像配准，就在于寻找参考图像 R 与测量图像 S 之间的空间变换 T ，使 $MI(T) = H(R(X)) + H(S(T(X))) - H(R(X), S(T(X)))$ 达到最大。但上述互信息的相似度量对两图像的重叠区不敏感，于是出现了旨在改善互信息相似度量品质的归一化互信息等。

与相关法比较，互信息的计算无需关于图像灰度的任何知识，甚至不必事先对图像进行预分割或特征提取，因此，互信息已经引入一些刚体或相似变换的多模态医学图像配准中，但参与运算的多模态图像往往也存在着灰度分布的一致性。目前还没有相关文献将互信息引入辐射特性完全不同的两种图像的相似性度量。

3.1.3.2 基于特征的配准方法

由于我们论文的工作主要是针对多传感器卫星图像的配准，而此时基于区域的配准方法很难适用，所以我们将主要讨论基于特征的图像配准。

在这类方法中，待提取和匹配的特征元素应该来自两图像中的同类特征，且提取的特征类型取决于具体的图像类型以及图像的内容，并易于检测和识别。

特征的提取和匹配往往是相互独立的。

➤ 特征提取

基于特征的匹配方法中，所采用的特征主要包括区域、边缘或线、点等特征。其中，区域特征可以是适当大小的水域、居民区、森林等，通常区域特征是通过分割得到，但分割的精度往往影响配准的结果。边缘或线特征可以为边缘段、区域的轮廓、道路等，通常采用常规边缘检测方法 [54] [4] [15] 提取边缘段，或采用 active contour [48] 的方法以一幅图像中边缘为初始值，在另一幅图像的对应位置附近，检测边缘段或封闭轮廓；智能剪刀 [57] [58] 是近年出现的一种新的边缘或轮廓特征提取算法，它以人工交互的分段优化方法进行边缘或线特征的提取。点特征应当具有几何不变性，主要包括线或道路的交叉点，区域的几何形心、轮廓上的高曲率点（如凸点）、以及角点等，常用的角点检测器有 Forster 算子 [24]、Harris 算子 [38]、SUSAN 算子 [66] [67] 等。

此外，还有一些由上述各种特征组成的、具有一定几何关系或拓扑结构的特征，成为结构特征或关系特征。

➤ 特征匹配

特征匹配的目的在于两图像的同类特征空间中，寻找一一对应的匹配特征，最终产生一系列同名点。特征匹配的方法可以是基于空间关系的结构匹配 [5] [31]、聚类方法 [70]、基于距离变换的 chamfer matching [2]、或者基于图像间几何形变的不变性描述子的特征匹配 [19] [20] [21] 等。

对于图像特征的不变性描述方法首先应满足如下条件：①不变性 (invariance)，即来自参考图像和测量图像的对应特征应具有几何变换下的不变性；②唯一性 (uniqueness)，同一类特征的描述应具有唯一性；③稳定性 (stability)，特征的描述受噪声的影响应尽可能小；④独立性 (independence)，若关于图像特征的描述是一种矢量，那么矢量中的各分量（作为随机变量）具有统计意义下的独立性。然而，上述四个条件在通常情况下并不能同时满足，因此有必要取其折衷。

在区域特征匹配中，常用的一些不变性描述方法有：仿射不变矩 [19] [20]，傅立叶描述子 [28]、形状矩阵 [21]、主轴的惯性矩 [49]、差分链码 [12] 等。此外，还有人将关于区域特征的一些几何描述如面积、周长、最小外接矩形 (MBR: minimum bounding rectangle) 组合成矢量式的描述，或与上述不变性的描述

子按最小距离法等准则进行特征匹配。关于边缘特征，通常直接采用图像中组成边缘特征的离散点序列来表示；而对于边缘特征的描述，通常是基于离散点序列的近似曲率估计等，此外，还可利用参数化的曲线进行边缘特征的描述 [79] [88] [61]。

当在参考图像 $R(x, y)$ 和测量图像 $S(X, Y)$ 之间确定了一一对应的匹配特征之后，我们可由这些匹配特征产生一系列同名点。

3.1.4 变换模型的估计

变换模型的估计主要包括：空间变换模型类型的选择、模型参数的估计。

3.1.4.1 图像间的几何变换

变换模型类型的选择应真实反映两图像间的可能存在的几何变换。它不仅包括视点、视角等因素的变化引起的变换，而且更广义一点的“变换”还包括图像成像过程中的几何变形。

通常，遥感图像的几何变形可以分为内部误差和外部误差 [10] [62] [97]。其中，内部误差主要是由于传感器自身的性能、技术指标偏离标称数值而引起的，如传感器的镜头畸变、摄像机的焦距变化等，内部误差因传感器的结构而异，其误差一般很小。遥感图像的外部变形误差是指遥感传感器本身处在正常工作的条件下，由传感器以外的各种因素所造成的误差，主要包括以下几个方面：

①成像投影方式引起的图像变形。由本文第二章，可知 SPOT 卫星的 HRV 传感器，其成像的投影方式为线中心投影，在地面平坦以及垂直射影情况下，地面物体与其图像之间具有相似性。而合成孔径雷达则为侧视成像，因此，对于光学卫星图像与 SAR 图像的配准，由于成像投影方式的不同，两种图像之间存在几何形变。

②传感器的外方位元素变化的影响。对于光学成像系统，当传感器成像时的位置和姿态角等外方位元素偏离标准位置时，使图像产生变形。对于合成孔径雷达，传感器的航行速度发生变化时，也会引起图像的变形。

③地形起伏引起的图像变形。对于 SAR 图像与 SPOT 光学卫星图像，由于地形起伏引起的误差，可参见图 2-4、图 2-6。由此，我们可知：地形起伏对中心投影图像上造成的像点误差背离原点方向，而在雷达图像上则是向靠近原点方

向移动。此外，成像区域起伏不平时，还在 SAR 图像中产生透视收缩、叠掩、甚至阴影。

④此外，还包含其它因素如地球曲率、大气折射、地球自传等引起的图像变形。

不失一般性，无论何种变换模型，对于来自同一目标区域的两幅图像，参考图像 $R(x, y)$ 和测量图像 $S(X, Y)$ ，假定通过特征提取及匹配工作，确定了 n 对匹配点 $\{(x_i, y_i), (X_i, Y_i)\}, i = 1, 2, \dots, n$ ，其中 (x_i, y_i) 对应参考图像部分， (X_i, Y_i) 对应测量图像部分。基于这些匹配点对，由相应类型的空间变换模型，对于参考图像 R 的任意点 (x, y) ，可确定其在测量图像中唯一对应的坐标点为 (X, Y) ：

$$\begin{cases} X = f(x, y) \\ Y = g(x, y) \end{cases} \quad (3-2)$$

式 3-2 为参考图像坐标到测量图像坐标的映射，为逆向 (backward) 变换模型；反之，由测量图像坐标系到参考图像坐标系的映射，为前向 (forward) 变换模型。按照模型在图像的适用范围不同，空间变换可以分为两大类：全局变换 (global transformation)、局部变换 (local transformation) [33]。

3.1.4.2 全局变换

全局变换适用于整个图像。主要有：仿射变换、射影变换以及多项式变换等。

➤ 仿射变换

仿射变换 (affine transformation) 是最为典型的全局几何变换，它用于描述两图像间的关于旋转、缩放、以及平移的差异。与式 3-2 对应，仿射变换可表示为：

$$\begin{cases} X = a_0x + a_1y + a_2 \\ Y = b_0x + b_1y + b_2 \end{cases} \quad (3-3)$$

仿射变换是理想的针孔摄像机模型的特殊情况。它通常适用于三种情况：第一，成像区域为平坦区域；第二，获取图像的传感器具有相同的视点；第三，传感器与成像区域之间的距离足够远（与成像地表的地形变化和场景的大小相比时）。

对于雷达图像与光学图像的配准，如果只考虑引起图像变形误差的因素①、

②，而且认为成像区域基本上平坦，由于成像平台与地面距离很远，雷达成像过程以及光学成像中，地面与图像间几何变换关系均可以用仿射变换表示，因此，雷达图像与光学卫星图像的几何变换是两个仿射变换模型的乘积，也是一个仿射变换。

仿射变换可保持直线以及直线与直线的平行性。

➤ 射影变换

对于理想针孔摄像机模型来说，不同视点下获取的关于同一区域的两图像之间应满足射影变换（perspective transformation），可表示为：

$$\begin{cases} X = (a_0x + a_1y + a_2)/(dx + ey + 1) \\ Y = (b_0x + b_1y + b_2)/(dx + ey + 1) \end{cases} \quad (3-4)$$

射影变换可保持直线，但不保持两直线的夹角不变。

明显地，上述这两种变换都不能解决图像成像过程中的几何畸变，而仅仅反映了两图像由于传感器在不同成像位置和视角所产生的变化。

➤ 二阶多项式

如果成像传感器与场景的距离不够远，那么理想的射影变换不成立，在图像中存在扭曲现象（如：直线在图像中表现为非直线），即：非线性变换。此时，可选择二阶多项式变换：

$$\begin{cases} X = a_0x^2 + a_1y^2 + a_2xy + a_3x + a_4y + a_5 \\ Y = b_0x^2 + b_1y^2 + b_2xy + b_3x + b_4y + b_5 \end{cases} \quad (3-5)$$

在图像的几何变换中，并不提倡二阶以上的多项式变换 [35]。原因在于：简单的二次多项式变换并不能真实反映两图像间由于各种因素所产生的畸变。

全局变换的特点

全局变换是将相同的空间变换适用到整个图像中，是对两图像之间的整体匹配变换的描述。利用特征匹配得到的对应点，以最小二乘法求解全局变换模型的参数，从而把图像间的整体几何变换平均分配到图像各个像素处，因此，全局变换模型无法解决由于传感器的非线性、或是成像过程中视点的变化而产生的局部几何形变。

3.1.4.3 局部变换

为克服图像间的局部几何变换问题，需要引入能够处理或描述图像间局部变换的函数，使局部变换模型适应图像的不同部分，不同程度的图像变换。例如对于雷达图像与光学卫星图像的配准，若要考虑引起图像变形误差的③、④因素，如地形起伏以及地球曲率等，则：在雷达图像与光学图像中，存在完全不同的几何形变，此时，仿射变换模型不足以描述图像之间的几何变换，需要引入非线性映射，或者局部变换模型。

通常，用于描述两图像间空间变换的局部变换模型主要为：表面拟合（surface fitting）函数、分段多项式（piecewise polynomials）函数、自适应映射（adaptive mapping）函数等。

➤ 表面拟合函数

考察来自同一目标区域的两幅图像，假定确定了 n 对匹配点 $\{(x_i, y_i), (X_i, Y_i)\}$ ， $i=1, 2, \dots, n$ 其中 (x_i, y_i) 对应参考图像部分， (X_i, Y_i) 对应测量图像部分，进一步可得到两个集合： $\{(x_i, y_i, X_i), i=1, 2, \dots, n\}$ 、 $\{(x_i, y_i, Y_i), i=1, 2, \dots, n\}$ 。

分别采用表面拟合函数 $f(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 拟合上述点集，在 (x_i, y_i) 处，有： $f(x_i, y_i) = X_i, g(x_i, y_i) = Y_i$ ；而对应于参考图像中的其它点 (x, y) ，相应的 (X, Y) 则由 $f(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 分别插值得到。

薄板样条插值（thin plate splines）[18] [35] [69]就是一种典型的表面拟合函数，函数的定义如下：

$$\begin{cases} X = f(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + \sum_{i=1}^n F_i r_i^2 \ln r_i^2 \\ Y = g(x, y) = b_0 + b_1x + b_2y + \sum_{i=1}^n G_i r_i^2 \ln r_i^2 \end{cases} \quad (3-6)$$

其中， $r_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2$ ，参数 $a_0, a_1, a_2, b_0, b_1, b_2, F_i, G_i$ 由下列条件确定：

$$\begin{cases} f(x_i, y_i) = X_i, i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n F_i = 0 \\ \sum_{i=1}^n F_i x_i = 0 \\ \sum_{i=1}^n F_i y_i = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} g(x_i, y_i) = Y_i, i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n G_i = 0 \\ \sum_{i=1}^n G_i x_i = 0 \\ \sum_{i=1}^n G_i y_i = 0 \end{cases} \quad (3-7)$$

在上述匹配点对可靠获取、且具有均匀空间分布的前提下，利用样条拟合函数进行图像的空间变换，可以得到非常好的配准结果。但表面拟合是对图像间所有匹配点对空间变换关系的拟合，存在错误的匹配点对时，无法保证变换模型的可靠性。此外，在参数求解过程中，联立方程的个数与匹配点对的个数有关，对于 n 对匹配点，需要 $2 \cdot (n + 3)$ 个方程才能解得拟合函数 $f(x, y), g(x, y)$ 的参数，与采用最小二乘方法的全局多项式变换函数的求解比较，计算负荷大大增加，因此，这种方法并不适于遥感图像配准的实际应用。

另一形式的拟合函数为多二次曲面（multi-quadratics）[22]函数。相应地，参考图像 $R(x, y)$ 到测量图像 $S(X, Y)$ 的映射如下：

$$\begin{cases} X = f(x, y) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + R^2} \\ Y = g(x, y) = \sum_{i=1}^n \beta_i \cdot \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + R^2} \end{cases} \quad (3-8)$$

其中，参数 R 为张量系数，其大小可由用户根据各匹配点的相对距离确定。

➤ 分段多项式函数

比较有代表性的为 A·Goshtasby 提出的分段线性映射函数（piecewise linear mapping functions）[31] 和分段三次映射函数（piecewise cubic mapping functions）[32]。

仍以参考图像和测量图像的一系列匹配点对 $\{(x_i, y_i), (X_i, Y_i)\}$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ 为例，首先，以匹配点为顶点，将参考图像进行区域的三角化划分，在测量图像中识别对应的三角化区域，在每一对三角区域中，定义局部映射函数。由于每一个映射函数仅用于一个图像中的子区域到另一图像对应子区域的

变换，所有这些局部的映射函数就构成了整对图像的映射，即分段映射函数。

文献 [31] 中采用线性映射函数进行局部映射，这种线性映射可以保证图像中相邻区域的边界处映射函数的连续性，但却不能实现映射函数的光滑过渡，图像间存在相对几何形变时，这一方法所产生的配准结果比传统的全局多项式方法更精确；文献 [32] 中采用的非线性映射函数很好地解决了连续且光滑的几何形变问题，但图像中存在不连续的几何形变（如：图像中存在局部遮挡）时，该算法会失效。对于分段多项式映射，图像局部区域的划分与匹配点的个数、空间分布有关；图像的每一对子区域对应一个映射函数的求解，计算负荷大仍是一个明显的问题。

➤ 自适应映射

在满足图像配准精度要求的前提下降低计算的复杂性，是自适应映射的初衷。按照文献 [18]，自适应映射过程的基本算法如下：

事先给定误差调节参数 α ，首先，由两幅图像的匹配点 $\{(x_i, y_i), (X_i, Y_i)\}$ ， $i=1,2,\dots,n$ 确定薄板样条插值函数为局部映射函数，从而有： $X=f(x,y)$ ， $Y=g(x,y)$ 。

若按照一定的区域划分原则，将图像划分成 m 个子区域，对于第 j 个子区域 ($j=1,2,\dots,m$)，采用更为简单的函数来近似 $f(x,y), g(x,y)$ ，即：

$$\begin{cases} X = p_j(x, y) \\ Y = q_j(x, y) \end{cases} \quad (3-9)$$

利用该子区域的对应点系列 (x_{ii}^j, y_{ii}^j) ， $ii=1,2,\dots,k$ ，估计近似误差 σ_j ：

$$\sigma_j = \frac{1}{k} \cdot \sum_{ii=1}^k \sqrt{\left(f(x_{ii}^j, y_{ii}^j) - p_j(x_{ii}^j, y_{ii}^j)\right)^2 + \left(g(x_{ii}^j, y_{ii}^j) - q_j(x_{ii}^j, y_{ii}^j)\right)^2} \quad (3-10)$$

如果 $\sigma_j \leq \alpha$ ，则采用式 3-9 作为这一区域的局部映射，否则对这一区域继续划分。由此看来，映射函数的确定和区域的划分是一个依据一定规则的自适应分段过程。这种自适应映射与匹配点的数量、位置无关，用户可通过调节参数 α 的大小达到提高配准精度的目的，但这种优化过程是以增大计算负担为代价的。在匹配点对可靠获取的前提下，这种自适应技术较前两种局部映射更适

于图像间存在复杂局部几何变换的模型描述。

局部变换特点

上述三组较为典型变换模型的设计都是以处理或解决图像配准中的局部几何畸变为目的，但它们又有各自的不足。

表面拟合函数中参数的个数与匹配点对的数量有关，增加匹配点的数目就会大大增加计算的复杂性，因而，表面拟合函数不适于大范围遥感图像配准的实际应用。

分段多项式变换模型所面临的共性问题包括：参与配准的图像中局部区域的划分策略、两图像中对应的局部区域之间变换模型类型的选择、图像中分段区域的连续性以及函数的光滑过渡等问题，这些问题与具体的图像数据有关，还不能从一般意义上解决。

此外，在局部变换模型中还存在着图像的配准精度与计算的复杂性之间的矛盾。要想满足更精确的配准要求，就需要增大匹配点对的数量、细化局部区域的划分，因而，局部变换模型的和参数求解必然大大大增加计算开销。

3.1.5 图像的插值与变换

配准流程的最后一步为图像的插值与变换。根据估计的空间变换模型，将测量图像变换到参考图像坐标系中，从而实现两图像的配准。通常采用逆向变换模型，确定来自测量图像的配准部分，并实现图像的插值运算。

比较典型的插值算法主要为：最近点插值法（nearest neighbour）、双线性内插法（bilinear interpolation）、三次卷积法（cubic convolution）。

最近点插值法运算量小，但插值精度低。双线性内插法避免了邻近点插值法图像亮度不连续的缺点，但运算量也相对增大；由于该方法具有低通滤波特性，使得图像中的高频成分受到损失，造成图像的轮廓模糊。三次卷积法与前两种算法相比，其插值精度最高、克服了邻近点插值法图像亮度不连续、双线性内插法损失高频成分等缺点，最接近 sinc 函数插值核；但计算量最大 [62]。折衷考虑运算消耗和插值精度，通常选用双线性内插法。

经过上述配准流程，最终实现参考图像数据和测量图像数据在统一坐标系下空间位置的迭合。

以上，是本文关于自动图像配准流程的一般意义下的描述。一个完整的图

像配准系统不仅包括实现上述配准流程的算法，同时，还应包含有关图像配准效果合理、客观的评价。

3.2 自动图像配准技术的主要研究成果

3.2.1 基于特征的自动图像配准技术回顾

目前，有大量文献关注图像配准技术的研究。文献 [3]综述了早期覆盖机器视觉、医学图像、遥感图像等领域的图像配准技术；文献 [23]从空域和频域两方面，对多传感器遥感图像配准技术进行了概括和总结；Maintz等人 [52]总结了近年图像配准技术在医学图像的应用，并列出了大量的技术文献。

由于本论文的主要工作是多传感器卫星图像配准技术的研究，因此，本节关于图像配准技术的分析，侧重基于特征的遥感图像配准方法，同时，兼顾其它领域内可借鉴的匹配思想。

下面，我们首先按照时间顺序，从特征提取和特征匹配的角度，对当前有关遥感图像配准技术的主要研究成果进行回顾。进一步，对这些方法进行归纳性总结，并因此给出遥感图像自动配准的技术难点。

- Stockman等人 [70]采用聚类 (clustering) 技术估计空间变换模型的参数。作者分别采用直线、曲线、圆和交叉点等特征检测算子提取点特征，并以特征向量表示，最终将这些向量作为匹配基元。对于参考图像的每一基元，分别与测量图像的基元进行比较，并确定出匹配基元所对应的旋转、缩放、平移等变换值。将上述过程应用于参考图像和测量图像元素的所有可能组合，生成一个 RST (rotation-scale-translation) 空间，通过识别 RST参数空间的聚类中心，确定最终图像配准的相似变换模型参数。
- 在文献 [30]中，Goshtasby 等人通过分割的方法，分别从参考图像和测量图像中提取子块 (patches)，以子块为匹配基元，采用聚类方法识别出匹配子块，基于对应的封闭区域形心，实现图像的初始匹配；以初始匹配的子块边界为初始条件，进一步优化匹配的区域，使对应的区域更相似，最终得到关于匹配区域几何中心更准确的位置，从而实现相似变换模型的估计和配准图像。作者将这一方法应用于 Landsat MSS和模拟的 TM图像配准，对于 240×240的图像，可获得亚像素的匹配精度。

- 对于参与配准的两幅图像，假定在一幅图像中得到的点基元至少有一半在另一图像中存在对应点，以此为前提条件，Ton 和 Jain [75]以图像中出现频率较高的目标区域（如：水域、油井基座等）的形心为点基元，采用松弛（relaxation）算法寻求匹配的特征点对，并将该方法应用于多时相 Landsat TM图像的配准，当图像的大小为 512×512 ，其 RMS误差为 0.503。
- 在文献 [80]中的自动配准方法中，Ventura等人采用分割的方法从图像中提取关于“旋转、缩放、平移”不变的结构对象，利用基于模糊逻辑的多值逻辑树（multi-value logic tree），比较来自不同图像的结构对象的属性（如：ellipticity, inclination, thinness等）的相似性，最终确定匹配的结构对象，以对应结构对象的形心为匹配点对。作者将这一方法用于 Landsat TM和 SPOT 图像的配准，其 RMS误差为 2.57个像素。
- Flusser 和 Suk [20]假定参与配准的图像间仅存在仿射几何变换。他们采用基于边缘检测的分割技术提取图像的子块特征，确定各子块的轮廓，阈值化筛选满足条件的子块（周长在 10 pixels和 100 pixels 之间），将各个满足条件的子块以仿射不变矩（affine moment invariants）表示，按照下面方法实现两图像的子块匹配：①采用四维欧拉特征空间，确定两图像中最相似的三对子块；②基于三对子块的几何形心，估计仿射变换模型的参数，以实现测量图像与参考图像预匹配；③采用 the nearest-neighbor rule 确定最终的匹配子块。以匹配子块的形心为同名点，确定最终的仿射变换模型，实现图像的配准。在文献 [20]中，作者将该算法主要用于 Landsat TM和 SPOT 图像的配准，当图像为 512×512 大小时，利用控制点得到的均方根误差低于 1个像素。
- Li [48]给出了两种基于轮廓特征的多传感器卫星图像配准方法，分别是：基本轮廓匹配（basic contour matching scheme）和弹性轮廓匹配（elastic contour matching）。

对于基本轮廓匹配算法，首先，在两图像中分别提取满足一定长度条件的轮廓，并区分为封闭轮廓（closed boundary）和开放轮廓（open contour），以此作为两图像的待匹配基元。以差分链码和不变矩描述封闭轮廓，通过这些属性的比较，达到匹配封闭轮廓的目的。对于开放轮廓，首先按照曲率的局部最大值原则，确定轮廓段上的凸点（salient points），以包含该

凸点的轮廓段为特征基元，进行开放轮廓的匹配。最后，对于上述匹配基元，以匹配封闭轮廓的形心和开放轮廓的凸点为同名点，采用最小二乘法估计仿射变换模型，实现两图像之间的配准。作者将这种自动配准算法用于 Landsat 和 SPOT 卫星图像的多传感器光学图像配准。

对于雷达图像，由于斑点噪声的存在，很难可靠地获取图像的边缘和轮廓信息。由此，作者针对光学图像与雷达（SAR）图像的配准，给出了弹性轮廓匹配算法。首先，采用星历表数据（ephemeris data）或手选同名点的方法对图像粗配准；对 SAR 图像进行几何滤波，采用 LoG 算子检测 SAR 图像的边缘信息，以光学图像的轮廓为初始信息，采用主动轮廓模型实现 SAR 图像与光学图像的轮廓匹配。因此，这一算法的限定条件是所检测出的光学图像轮廓必须连续。作者将这一算法用于 Seasat SAR 和 SPOT 图像的配准，对于 512×512 的实验数据，其 RMS 误差为 2~3 个像素。

- Dai 等人 [11] [12] 给出的图像配准方法，实质上也是一种基于轮廓的配准算法。与文献 [48] 的不同之处在于：作者仅采用了封闭轮廓；并且，为了保证弱边缘点处轮廓的连续性，作者采用了 Thin and Robust Zero-crossing 方法检测过零点。以 7 个不变矩（AMI: affine moment invariant）和类似文献 [48] 中的链码描述各个封闭轮廓，由此确定 7-D 不变矩空间中的欧拉距离矩阵（Euclidean distance matrix）和链码匹配矩阵，采用最小距离分类器确定初始匹配轮廓。其匹配的优化过程与文献 [48] 一致，变换模型依然为仿射变换。作者将该方法用于多时相的 Landsat TM 图像配准，对于给定的实验数据，只给出了控制点处的 RMSE 为 0.3242 pixels。
- 文献 [90] 将基于分类技术的配准方法用于 Landsat TM 多光谱图像和 SAR 图像的配准。利用人工选取的同名点实现图像的粗匹配；在此基础上，利用 Landsat TM 图像的光谱特征以及 SAR 图像的纹理特性对图像监督分类，通过局部区域二值分类图像的相关匹配，实现图像配准效果的改善。其中，监督分类中，需根据目标地物等先验知识确定目标地物的初始类别。
- 文献 [72] 给出了一个关于 ERS SAR 图像与 SPOT 光学图像的自动配准方法。该方法假设成像区域为平面，在第一部分，利用 ERS SAR 传感器和 SPOT HRV 传感器的成像模型，分别对 SAR 图像和 SPOT 光学图像进行几何校正（geometrical correction），使两图像坐标系映射到统一的参考坐标系中，

并有效抑制两图像之间明显的尺度以及旋转形变；在此基础上，利用地物的先验知识，对图像分类或分割，以二值化的边缘信息实现 SAR 图像和 SPOT 光学图像的相关匹配，从而消除两图像之间明显的平移。

- Rignot 等人 [63] 利用 DEM (Digital Elevation Model) 辅助数据实现 SAR 图像和光学卫星图像的配准方案。其基本思想：利用成像地面的高程数据、光学图像的成像几何关系、景物反射系数模型，可获得与真实光学图像入射角一致的模拟光学图像；同样，利用 DEM 数据、SAR 传感器的成像几何关系以及雷达后向散射 (backscatter) 模型，可得到模拟的 SAR 图像。通过实现模拟 SAR 图像与真实 SAR 图像、模拟光学图像与真实光学图像的配准，达到间接配准 SAR 图像与光学图像的目的。但 DEM 数据的精度以及模拟过程中可能产生的图像几何形变与真实图像的不一致是影响配准精度的主要因素；而且，该方法仅限于存在 DEM 数据的情况。
- I·Downman [16] 和 P·Dare [13] 描述了一个基于多级特征匹配思想的多传感器卫星图像配准方法：在手选对应点进行初始匹配的基础上，通过分割方法分别在 SAR 图像和光学图像中得到关于水体的区域特征，以周长、面积、以及区域的外接矩形等属性描述区域特征，实现基于区域特征的匹配；在此基础上，由动态规划方法进行边缘特征的匹配，从而实现图像配准精度的提高。文献 [13] 中，对于经过初始化匹配的 SAR 和 SPOT 图像，图像大小为 512×512 时，其 RMS 配准误差为 1.5 pixel。在该方法的边缘特征匹配部分，其边缘特征主要为水域边界附近通过边缘检测方法得到的边缘段，它们通常很短且非常零碎（斑点噪声的影响，使得这种现象在 SAR 图像中尤为明显，甚至在 SAR 图像中出现“假”边缘），因此，很难有效地确定 SAR 图像的边缘段如何对应 SPOT 图像的边缘特征。此外，由于 SAR 图像与光学图像获取时间的不同，很难保证水域边界保持不变，该方法并未提及在基于边缘特征的精配准阶段如何避开变化的特征，实现不变特征的匹配。
- 文献 [2] 给出了一种参数化的边缘匹配方法，即：HMA (Hierarchical Chamfer Matching Algorithm)。在图像配准的应用中，它引入多分辨率思想的金字塔结构，并得到每一层图像数据的边缘或其它底层特征并以距离变换 (DT: Distance Transformation) 的方法将其中一幅图像的二值特征以距离图像的形式表示，基于边缘距离 (Edge Distance) 最小准则，不断调

整变换模型的参数，在参与配准的两图像间寻求边缘特征的最佳匹配，从而实现两图像的配准。较好的模型参数初值，可进一步节省最佳匹配过程参数寻优的时间消耗，因此，可在初始匹配的基础上，将 HMA 方法用于图像配准效果的改善。

边缘点小的波动只在距离图像中表现为较小的灰度（距离）变化，与基于二值特征的直接相关运算比较，基于 chamfer matching 思想的边缘距离更适合刻画图像中边缘特征的相似性。

以上，是本文对当今几种典型的遥感图像配准技术成果的简单回顾。进一步，我们将本章提及的一些典型配准方法进行比较。

3.2.2 自动图像配准技术的比较

在本小节，我们从以下几个方面，对前一小节介绍的一些典型遥感图像配准方法进行归纳性比较：①匹配过程所采用的特征；②匹配策略；③空间变换模型类型；④实验数据及相关说明（如图像大小、匹配精度等）。相关的比较参见表 3-1。

如表 3-1 所示，我们可以看出，对于大部分配准方法，仅仅给出了关于较小区域图像匹配的实验数据；只有文献[13]给出了大范围图像的实验结果。由于大部分配准方法中，用于配准精度估计的测试点是手选点、或来自于匹配特征，因此，匹配精度不仅取决于特征匹配的可靠性和准确度、以及匹配特征的空间分布，而且，取决于图像的大小，从文献[13]可明显看出，当图像尺寸为 512×512 时，匹配精度为 1.5 pixels，而当图像尺寸增大为 5600×4600 时，精度却达到了 11pixels。

另外，各种配准算法开发的焦点在于特征的提取及匹配，而用于描述图像间几何变换的模型基本上为全局模型。而从文献[13][16]的结论可以知道：当图像的尺寸较大时，全局变换模型远远不能满足配准精度要求。因而如何寻找局部变换模型以及寻找什么样的局部模型将是大范围图像配准的关键。

模型参数的估计与匹配特征的数量及空间分布有关，而特征的分布在很大程度上取决于参与图像的内容。上述文献中，作为实验数据的图像中，参与模型参数估计的匹配特征均具有较好的空间分布，因而，获得了非常满意的配准精度。但是，在一些情况下，参与配准的图像往往是部分区域富含特征，而其

它区域则很难进行特征提取，在这种情况下，如何提高图像的配准精度将是整景或大范围图像配准问题的要点。

表3-1 自动图像配准技术的比较

参考文献	匹配特征	匹配策略	空间变换模型及适用范围	实验数据及相关说明
[70]	直线、曲线、圆、点等组成的特征向量	在 R、S、T 参数空间的聚类	相似变换，全局	航空图像与地图；模板匹配
[30]	区域（几何形心）	基于形状的迭代分割	相似变换，全局	HMM Day-Vis 与 HMM Night-IR 卫星图像：240×240；Landsat-2 MSS band 7 与 Landsat TM band 3 卫星图像：240×240。RMSE=0.98 pixel
[75]	封闭轮廓	松弛法	相似变换，全局	多时相配准：Landsat TM 卫星图像，256×256，RMSE=0.503 pixel。
[80]	区域（几何形心）	基于多值逻辑树（multi-value logic tree）的结构匹配	仿射变换，全局	SPOT HRV 多波段图像与 Landsat TM 多波段图像；Landsat TM 图像与地形图，RMSE=2.57 pixel。
[20]	区域（几何形心）	基于仿射不变矩的形状相似；最近距离准则	仿射变换，全局	SPOT 图像与 Landsat TM 卫星图像，512×512，RMSE=0.7pixel。
[48]	封闭轮廓的几何形心；开放轮廓的凸点	形状的相似性（仿射不变矩）、差分链码的互相关	相似变换，全局	单模态光学卫星图像：Mojave Desert 光学图像；多传感器卫星图像：Landsat TM 与 SPOT 图像；Seasat SAR 图像与 Landsat TM 图像。各组图像数据大小均为 512×512，RMSE=0.69~2.56 pixel。
[11] [12]	区域	比较仿射不变矩、差分链码；最近距离准则	仿射变换，全局	多时相 Landsat TM 图像，512×512，RMSE=0.3242 pixel。
[90]	区域	二值分类区域的相关匹配	薄板样条插值变换模型，局部	JERS SAR 与 Landsat TM 卫星图像，在基于手动配准基础上，进一步的 RMSE=0.499 pixel。
[72]	区域；边缘	区域互相关（多时相配准）；二值特征互相关（多传感器）	基于初始匹配的相似变换	多时相 SPOT 图像；ERS SAR 与 SPOT 卫星图像
[63]	区域	借助 DEM 辅助数据，真实图像与 DEM 产生的模拟图像的互相关。	□ □ □ □	Seasat SAR 图像与 Landsat TM 图像：400×400，RMSE=0.734 pixel
[13] [16]	区域（几何形心）、边缘点	多级匹配策略。区域匹配：基于周长、面积等属性的比较，以及最近距离准则；边缘点匹配：动态规划	仿射变换，全局	ERS SAR 图像以及 SPOT-P 图像：512×512，RMSE=1.5 pixels；5600×4600，RMSE=11 pixels
[2]	边缘、轮廓	金字塔模型；基于距离变换的边缘距离	射影变换，全局	目标识别；航空图像与地图的配准。

在上述图像配准技术的回顾及比较基础上，在第三节，我们将分析自动图像配准存在的问题和困难。

3.3 遥感图像自动配准的难点

前面，我们描述了自动图像配准的基本流程及主要组成部分，并对当今代表性的遥感图像配准技术进行了总结。但这些配准技术的开发总是与适用具体的应用要求为前提的，它与成像区域的特点、遥感数据类型、以及图像的获取条件有关。一个具体配准算法的开发总是要面对如下问题：

- 如何实现具有某种不变性的同类特征的提取；
- 斑点噪声的存在，严重影响了雷达图像的质量，如何克服雷达图像中噪声对图像特征的影响；
- 成像时间的差异或气候条件的影响，造成不同图像中对应地物的同名特征的局部变化，存在如何在特征的匹配过程中克服这些局部变化的问题；
- 配准算法的评价、应用及适应性扩展问题。

在上述问题中，特征提取是图像配准中要解决的主要问题。不同类型传感器获取的图像数据往往具有不同的空间分辨率，这意味着待配准的图像间尺度的差异；而当传感器位于不同电磁波段时，图像的辐射特性也会有明显的差异（如：对应微波段的雷达图像与可见光波段的光学图像等）。因此，对于多传感器的图像配准，如何克服尺度差异和辐射特性不同，从不同图像中提取具有某种不变性的同类特征是多传感器图像配准首先要面对的问题；此外，如何获取数量充足、空间分布均匀的同名特征也是特征提取过程中需要面对的问题。

由于雷达图像特有的成像方式，使得斑点效应成为图像质量严重退化的主要原因。如何在低信噪比的雷达图像中可靠提取特征并进行特征的有效描述是雷达图像与其它图像配准方法研究中需要解决的问题之一。

遥感图像获取时间的不同、或成像条件的差异，使得两幅图像关于相同区域的同类特征存在局部的差异。这种情况在多时相数据集成中非常普遍；对于多传感器的图像配准，由于图像数据分别由搭载于不同卫星平台的传感器获取，也很难保证成像时间的一致。如：对于 SAR 图像与光学图像的配准，当水域作为两图像共有的区域特征时，由于时间差异，必然存在水域边界的局部变化；即使两幅图像在相同时间获取，由于云雾等的遮挡也会使同样地物目标在光学图像中存在局部差异。因此，由于成像时间的差异以及成像条件的不同而造成图像中对应特征的局部变化是遥感图像配准中存在的一个普遍问题。到目前为

止，在相关文献中，还没有看到特别有效的解决方法。

对于多传感器卫星图像配准，由于传感器成像方式的不同（如：星载 SAR 侧视、斜矩成像，SPOT 卫星的 HRV 传感器为行中心投影），如何选择合适的空间变换模型来描述两图像的相对几何形变也是图像配准过程中需要考虑的问题。

在遥感图像配准算法的大量文献中，往往提供规模较小、且关于具体算法很理想的实验数据，几乎很少提及配准算法在较大区域图像配准的应用。由于多源数据集成的需要，对于具体类型的遥感数据，往往通过对诸多配准算法的评价或比较，选择适合的配准算法，因此，配准算法的评价很有必要。

通常，图像配准更侧重于一般意义下配准效果的改善或配准精度的提高，即：registration refinement。此时，算法的设计往往隐含一个理想的前提条件，即：图像数据中应该存在可以提取的数量充足、空间分布均匀的同名特征。而在实际应用中，图像的内容完全取决于具体的成像区域，往往在待配准的图像中，存在同类特征分布不均匀、甚至图像的局部区域可识别的同名特征过于集中，而其它区域特征稀疏的情况。如何利用局部区域配准模型在大区域图像的应用，即配准模型的扩展问题，也是遥感图像配准技术的研究中值得探讨的问题。更进一步，上述问题的实际上是图像的自适应问题。这种自适应是对成像区域复杂地形条件下，图像配准模型扩展的自适应。

以上对遥感图像自动配准存在的困难的一个简单陈述。就目前的技术来说，上述问题也许不能马上解决，但在图像自动配准技术的开发中必须加以重视，并逐渐克服或解决。

3.4 本文的研究方案

3.4.1 引言

在本章第一节，我们给出了一个具有一般意义下自动图像配准流程的描述，应当看到，要实现这样的配准流程，有许多的研究工作要完成。一方面，针对每个阶段的任务，需要开发一些具体应用的算法。另一方面，为了生成最终的自动配准系统，需要进行算法的集成工作。在本章第二节，我们对当今遥感图像自动配准技术进行了总结。并在第三节分析了遥感图像的自动配准存在的问

题。

进行图像自动配准算法的研究与开发工作是生成最终配准系统的基础。本节，我们以 SAR 图像和光学图像配准方法的研究为主线，给出本文关于多传感器卫星图像配准技术的研究方案；针对遥感图像自动配准的上述困难，我们还给出本文关于多传感器配准技术的研究试图解决或克服的问题。

3.4.2 SAR 图像和光学图像自动配准技术研究方案

在对上述遥感图像自动配准方法总结的基础上，我们借鉴文献 [12] [48] [16] 关于遥感图像配准效果的多级优化思想，确定本文 SAR 图像与光学图像的配准是一个基于多层特征匹配的精细化配准过程。其核心部分主要包括基于区域特征的粗匹配、基于参数化描述的精匹配。

➤ 第一阶段：基于区域特征的粗匹配

第一阶段的目的在于克服投影方式的不一致性，消除图像间明显的尺度与旋转变换，确定大致重叠区。区域特征匹配方案的设计侧重于减少人的参与，提高匹配的自动化程度。

如文献 [48]、[16]、[13] 所示，目前典型的 SAR 图像与光学图像配准算法中，主要采用手选控制点的方法进行图像的手动粗匹配。本文中，以区域相似和形状一致的约束准则实现图像中区域特征的自动匹配，以匹配区域的几何形心为控制点，实现 SAR 图像与光学图像的自动粗匹配。在这一阶段的自动粗匹配精度完全取决于匹配区域的数量及空间分布情况，以及所选择的空变换模型。

➤ 第二阶段：基于参数化曲线的精匹配

第二阶段的目的在于提高控制点的数量和改善其空间分布情况，从而改善图像的配准精度。主要是在粗配准的基础上，以 NURBS 曲线，即参数化曲线逼近图像的边缘，充分利用 NURBS 曲线的局部可控性和仿射不变性进行边缘特征的匹配。最终，可获得数量更多、空间分布更均匀的匹配控制点。

由于本文的精细化配准方案主要选择两种图像中水体的轮廓或河道的边界等边缘特征。在精配准方法的设计中，主要考虑克服以下问题，即：图像中边缘、轮廓特征的合理描述，以及图像中对应特征的局部畸变对特征匹配的影响。

上述精细化配准方法还涉及图像数据的准备，包括图像数据的选取、图像数

据的预处理、特征提取等相关工作。

因此，本文关于图像配准技术的研究内容主要包括三个部分：基于多层特征匹配的多传感器卫星图像配准技术的研究；图像配准效果的评价；基于丰富特征的局部区域配准模型在大范围图像配准的自适应扩展等。

综上，我们确定了一个基于多层特征匹配的多传感器精细化图像配准方案，其中，精细化配准技术的研究是本论文的核心部分，其它工作还包含图像的预处理、特征提取、配准效果的评价、以及局部图像配准方案在大范围图像配准的适应性扩展等。

3.5 小结

本章首先引入图像配准的概念，并回顾了几种典型的遥感图像自动配准算法，总结了图像配准的困难所在，最后给出了本文关于 SAR 图像与光学图像多层特征匹配的精细化配准方案。

第四章 多传感器卫星图像的预处理

4.1 引言

在前面的章节中,我们已经确定了多传感器卫星图像配准技术的研究过程中所采用的两类典型图像数据: ERS SAR图像以及 SPOT-P全色光学图像。图像的预处理是特征提取工作中不可或缺的部分,本章我们将针对 SAR 图像及 SPOT-P光学图像的数据特点,主要讨论预处理工作中的滤波问题。

合成孔径雷达 (SAR) 利用信号的相干性提高方位向 (azimuth) 分辨率。但是,相干电磁波照射目标,使图像产生斑点 (speckle)。斑点效应的存在使图像的信噪比下降;严重的斑点效应造成图像模糊,甚至图像特征消失。斑点噪声的存在使 SAR图像的滤波技术面临挑战:一方面,要滤除大量的斑点噪声;另一方面,要尽可能的保持图像中更多有用的细节信息。基于上述考虑,伴随着 1953年第一幅 SAR图像的问世,旨在开发理想去斑算法的研究也逐渐开展起来,产生了大量的去噪算法。因此,本章重点在于讨论 SAR图像的斑点噪声抑制问题。首先,我们将介绍几种目前国际上流行的 SAR图像滤波方法,并结合实验数据分析各自的特点。在此基础上,我们提一种新的滤波算法,即基于修正 Frost核的滤波算法,在该方法中我们综合考虑滤波窗口的局部统计信息,在噪声抑制与细节保持方面取得了一个较好的折衷,该方法既尽可能地保留了图像的细节,也克服了增强型 Frost滤波器过多保留“假细节”的缺陷。之后,本章引入有关滤波器工作性能的评价指标,对几种典型的滤波算法进行了定量的比较。

SPOT图像是光学卫星图像的主要数据来源。相对于低信噪比的 SAR图像来说,它具有很高的图像质量。但 SPOT图像因其特有的存储方式而产生图像的低反差特性。在第三节,我们还将讨论 SPOT光学图像的预处理工作。

4.2 SAR图像的滤波处理

4.2.1 SAR图像的噪声来源

合成孔径雷达是一种高分辨率的二维相干成像雷达。在距离 (range) 向,

采用脉冲压缩技术提高分辨率；在方位（azimuth）向，采用合成孔径技术提高分辨率 [10]。而信号的相干性（coherent nature） [93] 是合成孔径雷达提高方位向分辨率的关键。但是相干电磁波的作用使 SAR 图像产生斑点，影响图像的质量。斑点噪声的存在是 SAR 的成像机理和图像的几何特性区别于其它遥感技术的一个特色。

每一时刻，雷达脉冲照射的地表单元内部都包含了很多的散射点（scatters）。理想的点目标散射电磁波，其回波为球面波。在球面上幅值处处相等。地表散射单元的各散射点可以看成是由许许多多理想的散射点组成的。由于这些点目标处在同一个分辨单元内，因此合成孔径雷达无法分辨这些点目标。每一分辨单元的回波是这些理想点目标回波信号的矢量和 [86] [93]。

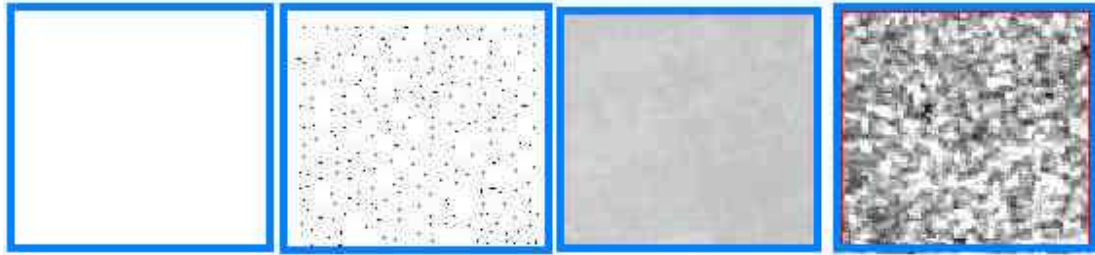
合成孔径雷达发射相干电磁波，造成各个理想点目标回波信号的相干作用（interaction），使得单位分辨单元的实际点目标回波信号的幅值和相位产生一定的起伏，而且幅值和相位与回波方向有很大关系。设某一分辨单元具有 N 个散射点，该单元幅值为 V_{sum} 、相位为 φ_{sum} 的总的回波信号是 N 个散射点回波信号的相干叠加，即：

$$V_{sum} e^{j\varphi_{sum}} = \sum_{i=1}^N V_i e^{j\varphi_i} \quad (4-1)$$

每一散射点回波的相位 φ_i 同 SAR 传感器与地表该点的空间距离有关。当传感器发生移动时，所有的 φ_i 都要发生变化，从而引起合成的幅值 V_{sum} 的变化，这样在传感器的移动过程中连续观测同一地表区域时，将得到不同的 V_{sum} 值，这种幅值变化的现象称为衰弱（fading）。为了准确获取地表观测单元的散射特性，需要获取多次观测值，然后平均。对于具有相同后向散射系数的两个相邻观测单元，如果存在细微特征的差异，则它们的回波信号将围绕这些散射系数值产生较大的随机起伏。这种起伏在图像上的反映就是斑点（speckle）。也就是说，由于这种起伏，使本来具有常数后向散射系数的地物目标（即：均质区，homogeneous area）雷达图像并不具有均匀的灰度分布，而是出现许许多多的斑点，在像元之间会出现亮度的明暗变化。

图 4-1 为均质区斑点效应示意图，从左至右依次为：地面均质区及对应 SAR 斑点效应示意图，及其当成像区域为均质区时对应的一对真实的 SPOT-P 光学图像以及 SAR 图像。从图 4-1d 图可见，斑点噪声造成 SAR 图像中相邻像元之间明

暗的变化。



(a) 地表均质区域 (b) SAR图像的斑点效应 (c) SPOT-P图像中的均质区 (d) SAR图像中的均质区

图4-1 地表均质区域与 SAR图像中的斑点效应（本图中 a、b两图引自文献 [93]）

斑点噪声的存在降低了 SAR 图像的空间分辨率，破坏了图像的细节信息，使 SAR图像的可解译能力变差。为了抑制和克服 SAR图像中斑点噪声对图像质量的影响，需要对 SAR图像进行滤波预处理。

4.2.2 现有的 SAR图像滤波方法

SAR图像斑点噪声的抑制技术主要可以分成两大类，即：成像前的多视处理和成像后的滤波处理。

➤ 成像前的多视处理

成像之前的多视处理是通过降低合成孔径雷达在方位向信号处理器的带宽，从而将方位向信号的频谱分割成若干段，形成多视子图像，然后对多视子图像进行非相干叠加 [93] [91]，即多视平滑处理。但是，多视处理中斑点噪声的抑制是通过牺牲空间分辨率为代价的，在提高辐射分辨率（去噪）的同时，又降低了高空间分辨率（即：细节信息受到损失）。随着 SAR图像应用的拓展，对高空间分辨率图像的要求越来越引起人们的重视，成像前的多视处理已不能满足要求。

➤ 成像后的滤波处理

成像之后的滤波处理，是应数字图像处理技术的发展而发展起来的。这类方法可以分成基于空域的滤波技术和基于频域的滤波技术两个分支。其中，以空域滤波技术为基础的斑点噪声抑制算法在近三十年来大量涌现，在国际上已成为 SAR图像滤波技术研究的主流。

因此，这里我们将给出几种典型的 SAR 图像空域滤波方法。为便于叙述，

可大致分成以下几类滤波方法：

- 传统的滤波方法；
- 基于 SAR图像斑点噪声统计特性的自适应滤波方法；
- 不考虑 SAR图像斑点噪声统计特性的自适应滤波方法等。

为方便我们对各种滤波器滤波性能的定性认识和比较，我们从 ERS-1 PRI SAR图像中提取一块典型的区域（ 300×300 像元），作为测试图像，如图 4-2示。并在下面的介绍中，分别将各种滤波方法应用于该区域。

4.2.2.1 传统的滤波方法

这类方法不考虑 SAR 图像的噪声统计特性，直接将图像处理技术中一些传统滤波方法用于 SAR图像的斑点抑制。



图4-2 ERS SAR PRI 图像 (300×300)

➤ 基本滤波器

这类方法中最为基本的就是基于空间不变的滤波器，如：均值滤波、高斯滤波等线性滤波器，以及中值滤波等非线性滤波器等。对于输入图像每一像元的滤波运算，滤波模板的大小都是固定不变的：均值滤波是将滤波窗口对应图像所有像元值的等权卷积作为中心像元值；高斯滤波器的模板通常由高斯函数的尺度因子 σ 决定，并且模板内各元素的权值由高斯函数的形状决定；中值滤波则是将滤波窗口内各像元灰度值排序，中值为滤波器的输出值。图 4-3、4-4、4-5分别为测试图像 4-2在两种不同尺寸的模板下通过均值滤波、高斯滤波、中值滤波运算后的结果。

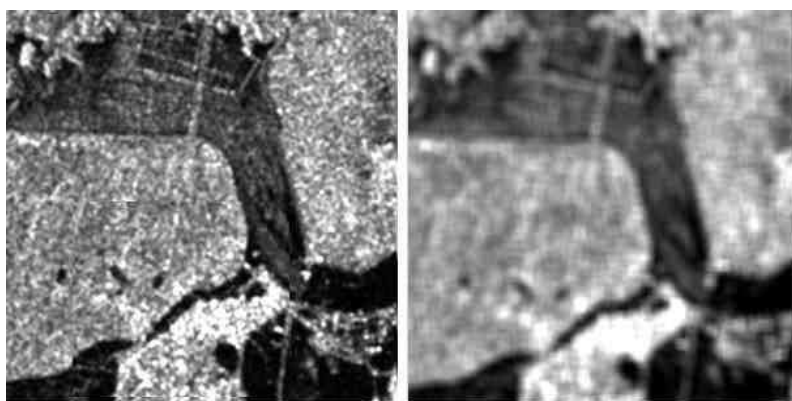


图4-3 均值滤波 左： 3×3 ；右： 9×9

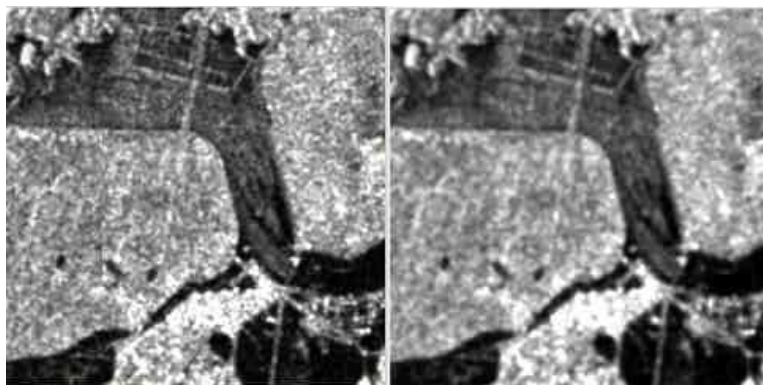


图4-4 高斯滤波 左： 3×3 ；右： 9×9

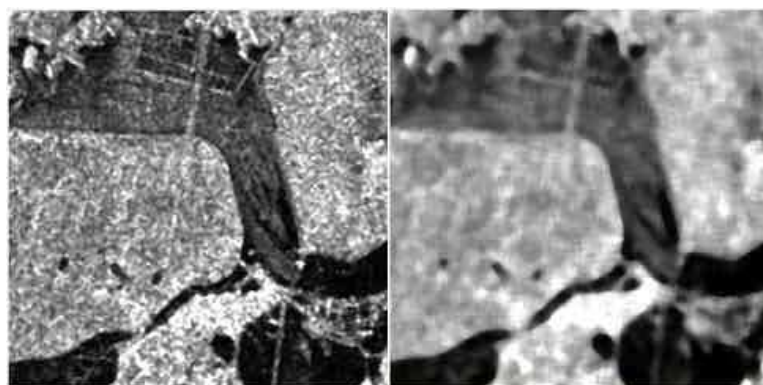


图4-5 中值滤波 左： 3×3 ；右： 9×9

对于上述各种滤波器，滤波器的滤波模板固定不变，算法的实现简单、方便。基本滤波器在应用中存在一些不足，主要为：

- ①对于线性滤波运算，若滤波窗口内某像元值远远偏离其它像元值时，它

必将对滤波过程中的加权运算产生重大影响；

②当滤波窗口跨越图像中的边缘区域时，线性滤波器滤波窗口内各像元的加权运算甚至造成该区域边缘特征的模糊，甚至这种“模糊”作用将影响如图像的边缘检测等进一步的工作；

③中值滤波器虽可避免由于线性滤波过程加权运算而引入新的像元值的可能性，甚至也可避免非典型的像元值在滤波过程的影响，但与此同时也意味着细节丰富区域中细节的损失。

➤ 基于局部统计特性的空间不变滤波器

为了克服均值滤波对图像边缘的模糊以及中值滤波造成图像丰富细节的丢失等不足，人们考虑将滤波器的空间不变特性与待滤波像元的局部统计特性结合起来，于是发展了新的滤波器，如：K均值滤波 [14]、局域平均滤波（又称：MR滤波，Most Homogeneous Region Filter 或：边缘保持滤波等）[83] [92]。其中 K均值滤波是将滤波窗口内与中心像元值最接近的 K个像元值取均值作为输出像元值。而局部均值滤波则是围绕中心像元，将滤波窗口在各个方向上划分成含有中心像元的小邻域，以方差最小的邻域均值，作为中心像元值。可以根据需要定义多种滤波窗口的邻域划分方案。对于一个 5×5 滤波窗口，图 4-6 为一种适用于局部均值滤波器的邻域划分。

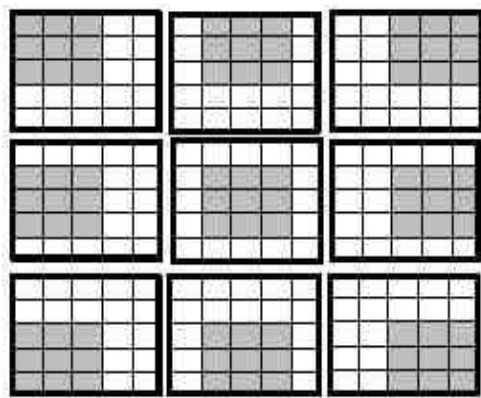


图4-6 局部均值滤波器的区域划分（图中深色区域为每一次方差运算考虑的有效区域）

图 4-7、4-8分别为测试图像经不同大小模板的 K均值滤波及局部均值滤波的结果。

通过对这些滤波结果的比较，我们可以看出：

①随滤波器模板的增大，各个滤波器对图像的平滑作用逐渐增强，图像的

噪声在一定程度得到抑制的同时，一些边缘以及目标的细节特性也有相当程度的牺牲；

②从视觉效果上看， k 均值滤波和局部均值滤波对细节或边缘的保持能力相对于基本滤波器要强一些。

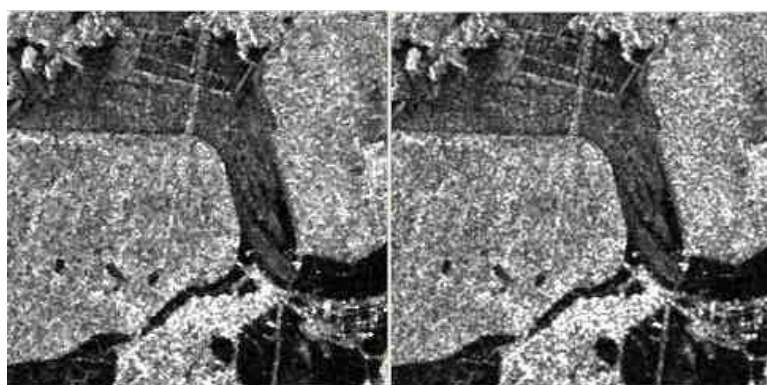


图4-7 K均值滤波 左： 3×3 ；右： 9×9

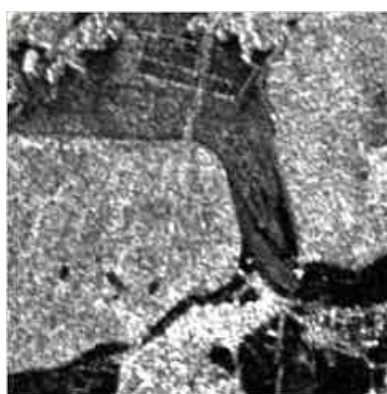


图4-8 局部均值滤波 (5×5)

4.2.2.2 基于 SAR图像斑点噪声统计特性的自适应滤波方法

为了对 SAR图像的斑点噪声进行有效的抑制，在理解 SAR图像斑点噪声来源的基础上，有必要建立关于 SAR 图像信号与噪声信号的统计模型。Lee [44] 对 SEASAT SAR图像统计分析的基础上，得出结论：SAR图像任意像元 (i, j) 处的强度信号与斑点噪声在统计意义上相互独立，并且满足如下条件：

$$z_{ij} = x_{ij} v_{ij} \quad (4-2)$$

上式中， z_{ij} — SAR图像在 (i, j) 处强度信号的观测值；

x_{ij} — SAR图像在 (i, j) 处强度信号的理论值；

v_{ij} — 附加在强度信号 x_{ij} 处，均值为 1、方差为 σ_v^2 的乘性斑点噪声 [46]。

为叙述的简便起见，在下面的推导中，我们将省略下标 i, j ，对于非相关的乘性噪声模型，在任意位置 (i, j) ，SAR图像观测信号 z 处的均值为：

$$\bar{z} = \overline{xy} = \bar{x} \quad (4-3)$$

观测信号方差为：

$$\text{var}(z) = E[(xy - \bar{xv})^2] = E[x^2]E[v^2] - \bar{x}^2\bar{v}^2 \quad (4-4)$$

由于 $E[x^2] = \bar{x}^2$ ，则有：

$$\text{var}(z) = \bar{x}^2 \sigma_v^2 \quad (4-5)$$

即：

$$\sigma_v^2 = \frac{\text{var}(z)}{\bar{x}^2} = \frac{\text{var}(z)}{\bar{z}^2} \quad (4-6)$$

当 $\text{var}(z) = 0$ 时， $\sigma_v^2 = 0$ 。

上述推导基于完全发育 (fully developed) [50]的斑点噪声 即：在分辨率单元内存在足够多的散射体)这一假设。

实际上，由于地形的复杂性，只有在农田等均质区 (homogeneous area)，斑点噪声才是完全发育的。因此，Lee [44] [45]、Frost [25]、KUAN [42]等人相继提出了基于斑点噪声统计特性的滤波方法，通过对局部统计信息的估计，调整滤波窗口内各像元参与运算的权值，从而实现适应地形复杂变化的自适应滤波。本质上，这类滤波器具有空间不变特性。具体地，滤波过程中，滤波窗口大小是固定，窗口中心像元的滤波值是由窗口内各像元值作为滤波器的输入而得到的。

以下，我们将对几种典型滤波器原理逐一进行简单介绍，并给出相应测试结果。为叙述方便，作如下设定：

zc — 待滤波图像的任意位置 (i, j) 处的像元值；

x — 滤波后，图像在 (i, j) 处的像元值；

z_k — 待滤波图像在滤波窗口内第 k 个像元值；

μ_z —待滤波图像在以 (i, j) 为中心的滑动窗口内各像元值的均值；

σ_z —待滤波图像在以 (i, j) 为中心的滑动窗口内各像元值的标准差；

var_z —待滤波图像在以 (i, j) 为中心的滑动窗口内各像元值的方差；

σ_s —斑点噪声的标准差；

var_s —斑点噪声的方差。

➤ Lee滤波器

基于乘性斑点噪声模型，Lee 滤波器假定先验均值和方差可依据待滤波点的局部方差和均值得到，则 Lee滤波器的输出为：

$$x = zc \cdot w + \mu_x \cdot (1 - w) \quad (4-7)$$

上式中， $w = 1 - \frac{\text{var}_s / \mu_s^2}{\text{var}_x / \mu_x^2}$ 。

➤ Frost滤波器

假定 SAR图像是平稳过程，滤波器的冲击相应为双边指数函数，Frost 滤波器的算法模型：

$$x = \frac{\sum_{k=1}^n z_k w_k}{\sum_{k=1}^n w_k} \quad (4-8)$$

上式中， $w_k = \exp(-d_k \cdot \text{damp} \cdot \text{var}_z^2 / \mu_z^2)$ ； d_k 为滤波窗口内第 k 个像元与窗口中心位置的绝对距离， $k = 1, 2, \dots, n$ ； damp 为微调因子。

➤ Kuan滤波器

Kuan滤波器是对 Lee滤波器的推广，与 Lee滤波器的区别之处在于用一个信号加一个依赖于信号的噪声来表示乘性噪声模型。在均匀区域图像被平滑；而在图像的细节部分，则保持原值。Kuan滤波器的输出：

$$x = zc \cdot w + \mu_x (1 - w) \quad (4-9)$$

其中， $w = \frac{1 - \frac{\text{var}_s / \mu_s^2}{\text{var}_z / \mu_z^2}}{1 + \text{var}_s / \mu_s^2}$ 。

➤ Gamma-MAP滤波器 [43]

该种滤波器首先假设地面目标雷达散射特性（即：不含噪声的后向散射特性）与斑点噪声服从 Γ 分布。对于待滤波图像任意像元 (i, j) 处理论值的估计 x ，则是通过估计关于图像强度函数的最大后验概率而得到：

$$p(x|z) = \frac{p(z|x)p(x)}{p(z)} \quad (4-10)$$

则 Gamma-MAP滤波器的输出可通过求解以下方程而得到：

$$x^2(x - \mu_z) + \frac{\text{var}_z}{\text{var}_s}(x - zc) = 0 \quad (4-11)$$

为了更好地保留图像中的边缘及目标特性，Lopes 等人 [50] [51]基于斑点噪声的方差特性，将图像分成三种区域：均质区（homogeneous area）、纹理区（texture area）以及强散射体。由此，得出针对不同区域的滤波算法，如增强型 Lee算法、增强型 Frost算法等。

应用上述滤波器分别对图 4-2 所示的图像进行滤波，滤波窗口大小为 7×7 ，滤波结果分别如图 4-9、图 4-10 所示。

➤ 小结

通过对图 4-9、图 4-10所示滤波结果的比较，总结如下：

①基于斑点噪声统计特性的自适应滤波器相对于传统的滤波方法来说具有如下特点：图像中均匀区域得到平滑的同时，边缘或目标等细节特征也得到了-定的保留。

②Lee滤波器和 Kuan滤波器在对图像的一些区域进行噪声抑制的同时，在相同图像的另一些区域引入了“污点”，其原因在于： var_z 和 μ_z 的估计是在指定大小的滤波窗口内得到的，对于局部均匀区域，很可能使算法模型中的 w 偏离 $[0,1]$ 区间，从而造成“污染”。

③增强型 Lee 滤波器克服了“污染”这一缺陷。Frost 算法与增强型 Lee 算法具有相似的作用，但又较明显地平滑了小目标的细节。

④增强型 Frost滤波则将更多的噪声污染部分作为细节特征，因而相对于 Frost算法来说，噪声的抑制作用较弱。通过视觉比较，Gamma-MAP滤波器图像的斑点噪声具有明显的抑制作用，但也伴随着图像的细节特征的明显损失。

上述滤波器的应用必须以 SAR 图像为强度 (intensity) 图像为前提。对于幅值 (amplitude) 图像，处理前需作平方运算；而处理后则要取平方根。

成像过程的复杂性，以及多级图像处理过程一些未知的中间环节，使图像中附加的噪声模型复杂化，因此在 SAR 图像斑点噪声抑制过程中，也应考虑具体情况，有针对性地选择相应的降噪算法。

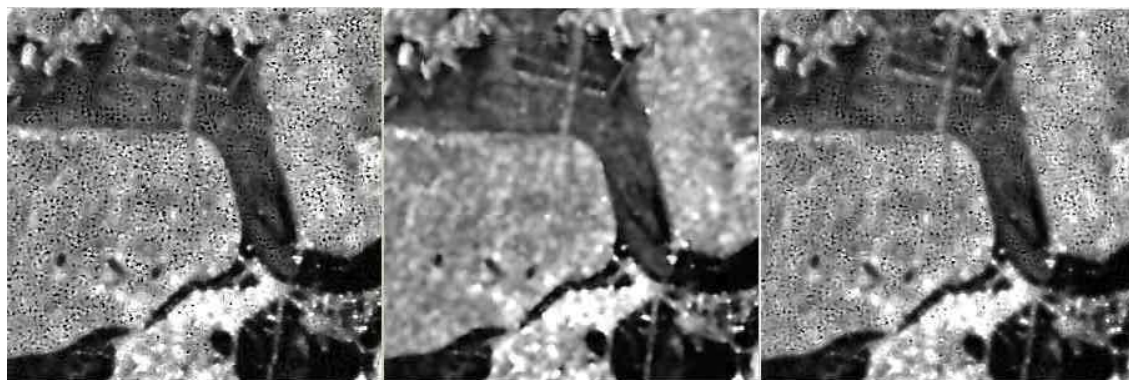


图4-9 左，LEE 滤波；中，Frost滤波；右，Kuan滤波

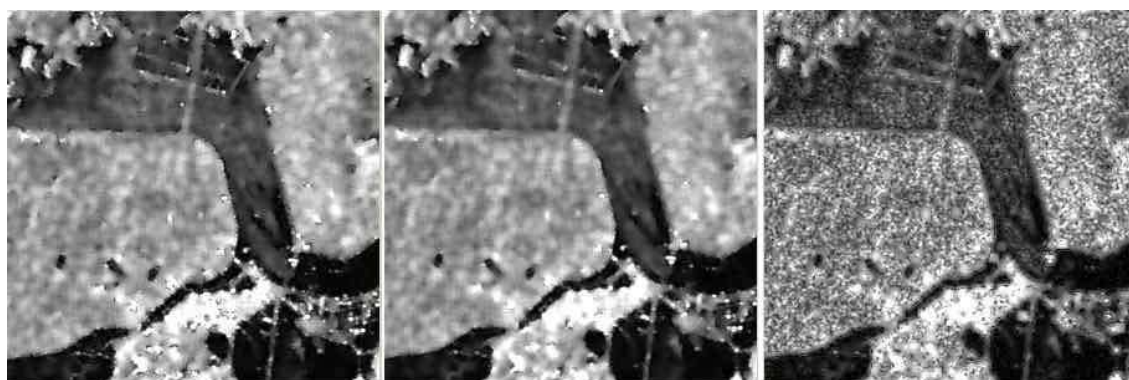


图4-10 左，Gamma-MAP滤波；中，增强的 Lee滤波；右，增强的 Frost滤波

4.2.2.3 不考虑 SAR 图像斑点噪声统计特性的自适应滤波方法

这类自适应滤波器不严格考虑甚至不考虑 SAR 图像的斑点噪声统计特性。其中典型的方法有：Sigma 滤波器 [44] [45]，以及基于空间相似性和灰度分布相似性的滤波器，如 SUSAN 滤波器 [67]，bilateral 滤波器 [74] 和 mean shift 滤波器 [6] [7] 等。以下我们将逐一介绍，并给出实验结果。

➤ Sigma滤波器

Sigma 滤波以斑点噪声高斯分布、窗口中心像元值为其均值的假设，遵从一维高斯分布的 95% 随机样本分布在以均值为中心的 $2\cdot\sigma$ 范围的准则，只将滤波窗口内 $2\cdot\sigma$ 范围的像元值平均，从而去掉差别过大的像元值的影响。在以图像 (i, j) 为中心、 $(2\cdot n + 1) \times (2\cdot m + 1)$ 的滤波窗口内任意点的像元值为 z_{kl} ， $k = i - n, \dots, i, \dots, i + n$; $l = j - m, \dots, j, \dots, j + m$ ，则 (i, j) 处 Sigma 滤波器的输出为：

$$x_{ij} = \begin{cases} \frac{\sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-m}^{j+m} \delta_{kl} z_{kl}}{\sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-m}^{j+m} \delta_{kl}}, & \text{如果 } \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-m}^{j+m} \delta_{kl} > k \\ (z_{i-1,j} + z_{i+1,j} + z_{i,j-1} + z_{i,j+1})/4, & \text{其它} \end{cases} \quad (4-12)$$

上式中， $\delta_{kl} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } (1-2\sigma)z_{ij} \leq z_{kl} \leq (1+2\sigma)z_{ij} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ ，其中 σ 为斑点噪声在滤波窗口内

的局部方差，其求解参见式 4-6; k 则是 Sigma 滤波器为确保足够数量的邻域像元参与均值运算所设定的阈值。对于 5×5 窗口， $k = 2$ ；而 7×7 窗口， $k = 3$ 。

Sigma 滤波器的设计基于滤波窗口的中心像元 z_{ij} 是高斯分布的均值这一假设。为了获得更好的斑点噪声抑制效果，希望所有与中心像元值有相同分布的像元均参与平均运算，而排除不同分布的像元，从而得到改进的滤波器，即 weighting 滤波器 [56]。

➤ SUSAN滤波器

SUSAN 滤波器依据滤波窗口内其它像元与窗口中心像元灰度分布的相似程度，确定相对于窗口中心像元的可同化区，即“USAN”区域。SUSAN 滤波器的目的是平滑“USAN”区域 (Smoothing of Univalued Segment Assimilating Nucleus: SUSAN)，而避免对滤波窗口内非“USAN”区域的平滑，因而，在去噪的同时，一定程度上又保留了图像的结构细节。

若 σ 、 t 分别为控制“空间平滑 (spatial smoothing)”能力的尺度因子以及“亮度平滑 (brightness smoothing)”能力的尺度因子，则 SUSAN 滤波器在像元 (i, j) 处的输出 x_{ij} ：

$$x_{ij} = \begin{cases} \frac{\sum_k \sum_l z_{i+k,j+l} e^{-\frac{k^2+l^2}{2\sigma^2} \frac{(z_{ij}-z_{i+k,j+l})^2}{t^2}}}{\sum_k \sum_l e^{-\frac{k^2+l^2}{2\sigma^2} \frac{(z_{ij}-z_{i+k,j+l})^2}{t^2}}}, & \text{其中: } (k,l) \neq (0,0) \text{ 且 "USAN" 区域足够大} \\ \text{median}_{-1 \leq k,l \leq 1 \text{ 且 } (k,l) \neq (0,0)} \{z_{i+k,j+l}\}, & \text{若不存在关于 } z_{ij} \text{ 的 "USAN" 区域} \end{cases} \quad (4-13)$$

➤ Bilateral 滤波器

Bilateral 滤波器实质上是关于 SUSAN 滤波算法的进一步延伸，它强调空间距离的接近性 (geometric closeness) 与灰度/颜色分布的相似性 (photometric similarity)，在 spatial-range 域 [74] 实现了几何空间 (spatial domain) 滤波和灰度/颜色空间 (range domain) 滤波的有机结合。对于灰度图像，当空间接近函数为 $c(z_{ij}, z_{mn})$ 、灰度分布的相似函数为 $s(z_{ij}, z_{mn})$ ，且对应 spatial-range 域尺度因子分别为 σ_s 、 σ_r 时，bilateral 滤波器输出：

$$x_{ij} = \frac{\sum_k \sum_l z_{i+k,j+l} c(z_{ij}, z_{i+k,j+l}) s(z_{ij}, z_{i+k,j+l})}{\sum_k \sum_l c(z_{ij}, z_{i+k,j+l}) s(z_{ij}, z_{i+k,j+l})} \quad (4-14)$$

当 $c(z_{ij}, z_{mn})$ 、 $s(z_{ij}, z_{mn})$ 满足高斯分布，即：

$$c(z_{ij}, z_{mn}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_s} e^{-\frac{(i-m)^2 + (j-n)^2}{2\sigma_s^2}}, \quad s(z_{ij}, z_{mn}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_r} e^{-\frac{(z_{ij} - z_{mn})^2}{2\sigma_r^2}} \text{ 时,}$$

可得到与 SUSAN 滤波器相类似的模型。

SUSAN 滤波器和 bilateral 滤波器均为非迭代型滤波器，将固定不变的滤波窗口在图像上逐行逐列移动，实现对输入图像的“静态”滤波。为了加强图像的噪声抑制效果，可重复应用多次滤波运算，但过多的重复次数又能造成图像中更多的结构特征的破坏。

➤ Mean Shift 滤波器

相比较而言，Mean shift 滤波器则是在 spatial-range 联合域，对图像进行的“动态”滤波。首先将 r 个波段的 $M \times N$ 图像 ($r=1$ ，灰度图像； $r \geq 3$ ，彩色或多光谱图像) 映射成 spatial-range 域 d 维空间 ($d=r+2$) 的点序列 $\{z_j\}$ ， $j=1,2,\dots,n$ ($n=M \times N$)。基于均值漂移 (mean shift) 向量的特性 [6]，

以 d 维空间的每一点 z_j ($j = 1, 2, \dots, n = M \times N$) 为初始位置, 按照式 4-15 不停地计算对应 spatial、range 域、窗半径分别为 h_s 、 h_r 的联合核 $G_{s,r}$ 的中心位置序列 $\{y_{jk}\}$ $k = 2, 3, \dots$, 直到漂移向量 $y_{jk} - y_{j,k-1}$ 的模为零, 迭代结束, 得 y_{jc} , 其中 $y_{j1} = z_j$ 。

$$y_{jk} = \frac{\sum_{j=1}^n z_j \cdot g_1\left(\left\|\frac{y_{j,k-1} - z_j}{h_s}\right\|^2\right) g_2\left(\left\|\frac{y_{j,k-1} - z_j}{h_r}\right\|^2\right)}{\sum_{j=1}^n g_1\left(\left\|\frac{y_{j,k-1} - z_j}{h_s}\right\|^2\right) g_2\left(\left\|\frac{y_{j,k-1} - z_j}{h_r}\right\|^2\right)} \quad (4-15)$$

式 4-15 中, $G_{s,r}(x) = c g_1(\|x_s\|^2) g_2(\|x_r\|^2)$, 其中 c 为归一化系数。由 y_{jc} 中对应灰度/颜色信息可得原始图像中第 j 点的滤波值, $j = 1, 2, \dots, n = M \times N$ 。

分别将上述滤波器用于图 4-2 所示图像, 滤波结果分别如图 4-11、图 4-12 以及图 4-13 所示。其中, bilateral 滤波器及 mean shift 滤波器中权函数均为高斯函数。

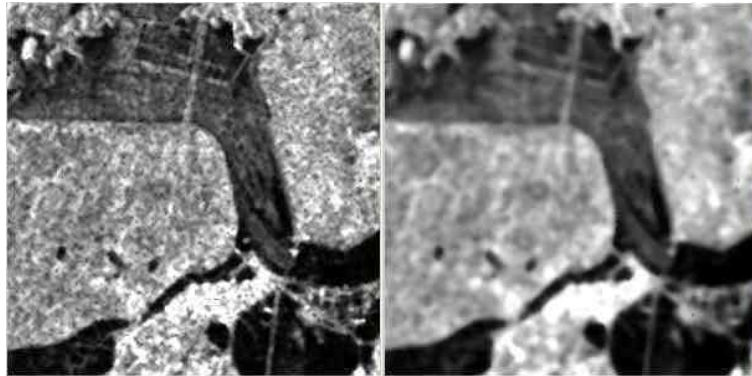


图4-11 sigma 滤波 (5×5): 左, 滤波 1次; 右, 滤波 5次

➤ 小结

根据图 4-11、图 4-12 以及图 4-13 滤波结果的比较, 我们总结如下:

① sigma 滤波器在抑制噪声的同时, 一定程度上也保留了图像的一些细节特征; 增加滤波次数虽可加大平滑效果, 但图像的细节特征也随之受到了破坏。

② bilateral 滤波器和 mean shift 滤波器对 SAR 图像“纹理”区域存在特有的平滑效果; 调整 spatial-range 域的尺度因子 σ_s 、 σ_r 或者窗半径 h_s 、 h_r 的大小, 可获得不同空间分辨率和辐射分辨率的滤波效果。

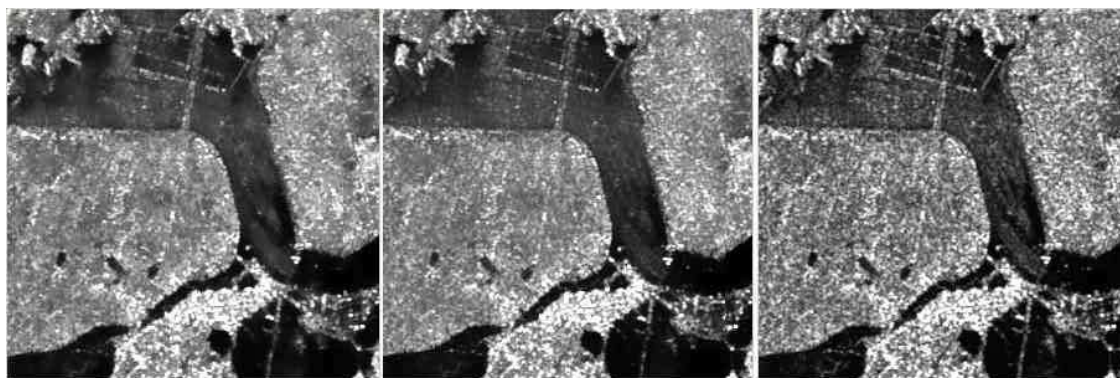


图4-12 不同参数 (σ_s, σ_r) 的 bilateral 滤波：左，(4,50)；中，(8,50)；右，(8,20)

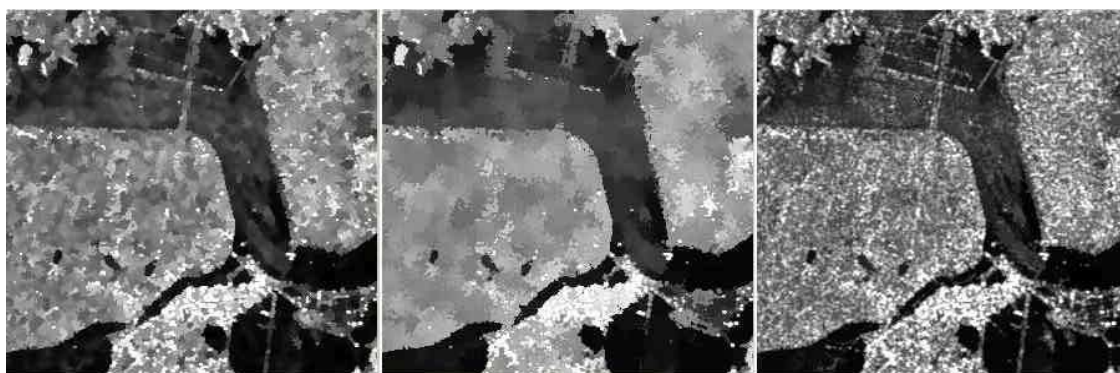


图4-13 不同参数 (h_s, h_r) 的 mean shift 滤波：左，(4,50)；中，(8,50)；右，(8,20)

③从视觉效果上看，相对于本组的其它滤波算法来说，基于均值漂移思想的“动态”滤波在较好抑制图像噪声的同时，最大程度地保留了边缘或其它结构特征；但在滤波运算中，因涉及图像到较高维空间的映射以及核中心位置的迭代运算，存在较多的内存需求、且运算时间较长。另外，到目前为止，人们只能通过不断实验，经验性地调整滤波参数 σ_s 、 σ_r 或 h_s 、 h_r ，而且这些参数在滤波过程中，并不因为局部区域是否平滑还是特征丰富而有所区别，如何实现上述尺度因子的自动选择将是一个非常有趣的研究课题。

除去上述几组较为典型的滤波算法之外，近年来还出现了依赖于第二数据源的 SAR 图像斑点噪声抑制技术。一个主要的发展方向就是利用多通道信息，如多极化、多时相、多频率 SAR 图像进行斑点噪声的抑制，典型的方法如：Lopes 的多极化 SAR 图像矢量滤波法 [47] 以及 [50]，这里我们将不作介绍。

迄今为止，图像的噪声抑制技术多种多样，而这里，我们只是从抑制 SAR 图像斑点噪声的目的出发，对现有几种较为典型的滤波方法做了简单回顾。下面，我们将提出一种新的滤波方法，即：基于修正 Frost 核的滤波算法，并给出一些相应的改进建议。

4.2.3 我们的滤波方法

在分析一些典型的滤波算法的基础上，本小节将着重介绍我们提出的滤波算法，即：基于修正 Frost 核的滤波法；此外，我们还给出了一些有效滤波方法的改进建议。

4.2.3.1 基于修正 Frost 核的滤波算法

根据式 4-8 可知，Frost 滤波窗口各像元参与滤波运算的权值仅与该像元到窗口中心的空间距离有关。因此，尽管滤波窗口内各像元可以具有不同的局部统计特性，但因其关于中心像元的空间距离相同，因而，它们关于滤波窗口内中心像元的滤波运算具有一致的权值。当滤波窗口对应非均质区域时，这种基于等权运算的平滑作用必然会破坏图像原有的结构信息。

尽管增强型 Frost 滤波器在权值的计算上有所调整，但系数的调整过多依赖滤波窗口中心像元的统计特性，而为考虑该滤波窗口内其它像元的局部统计信息。其滤波结果，往往是一些残留噪声因误认为细节特征而造成“假细节”等现象。

无论是 Frost 滤波器还是其增强型，尽管它们对图像的噪声具有一定的抑制作用，但与此同时，存在图像结构性信息的破坏以及残存噪声造成图像中“假细节”特征的保留。究其原因，其中的一个因素就是未充分考虑滤波窗口内各像元的局部信息。

为了改善滤波器的噪声抑制能力，我们综合考虑滤波窗口内局部统计信息，提出一种基于修正的 Frost 核的滤波算法 [84]。

➤ 方法描述

为方便起见，我们以方形窗口为例进行叙述。设大小为 $(2N_1 + 1) \times (2N_1 + 1)$ 的滤波窗口在 SAR 图像上按行、列顺序逐像元移动。假定图像的任意点 (i, j) 处滤波前、后灰度值分别为 z_{ij} 、 x_{ij} ，我们得到类似式 4-8 的输出：

$$x_{ij} = \frac{\sum_{k=i-N_1}^{i+N_1} \sum_{l=j-N_1}^{j+N_1} z_{kl} m_{kl}}{\sum_{k=i-N_1}^{i+N_1} \sum_{l=j-N_1}^{j+N_1} m_{kl}} \quad (4-16)$$

其中， m_{kl} 为滤波窗口内 (k,l) 处灰度值 z_{kl} 参与运算的权重，表示为：

$$m_{kl} = a_{kl} w_{kl} = a_{kl} \exp(-damp \cdot d_{kl} \cdot \beta) \quad (4-17)$$

上式中： $damp$ 、 d_{kl} 的意义同式 4-8； β 为基于窗口统计特性的自适应因子。

定义任意像元 (i,j) 处、 $(2N_2+1) \times (2N_2+1)$ 邻域内局部均值和偏差分别为：

$$\mu_{ij} = \frac{1}{(2N_2+1)^2} \sum_{k=i-N_2}^{i+N_2} \sum_{l=j-N_2}^{j+N_2} z_{kl} \quad (4-18)$$

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{1}{(2N_2+1)^2 - 1} \sum_{k=i-N_2}^{i+N_2} \sum_{l=j-N_2}^{j+N_2} (z_{kl} - \mu_{ij})^2} \quad (4-19)$$

假定在分辨率单元内，地物的后向散射特性基本不变 [79]，即：各分辨率单元对应成像区域为局部均质地形。则 (i,j) 处、 $(2N_2+1) \times (2N_2+1)$ 邻域内，乘性斑点噪声的局部偏差 c_{ij} ：

$$c_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{\mu_{ij}} \quad (4-20)$$

c_{ij} 值越高， (i,j) 邻域对应成像区域的地形越有可能存在边缘等结构性特征。对于式 4-16，若 $N_1 = N_2$ ，且 $a_{kl} = 1$ ， $\beta = c_{ij}$ ，则：式 4-16即为 Frost滤波器的输出。

为尽可能充分利用滤波窗口内各像元局部统计信息，根据文献 [8] [9]，我们定义以输入图像任意像元 (i,j) 为中心的 $(2N_3+1) \times (2N_3+1)$ 窗口内各像元 (k,l) 处斑点噪声的局部偏差 c_{kl} 的均值即为 (i,j) 处的局部噪声指数 (speckle index) SI_{ij} ：

$$SI_{ij} = \frac{1}{(2N_3+1)^2} \sum_{k=i-N_3}^{i+N_3} \sum_{l=j-N_3}^{j+N_3} c_{kl} \quad (4-21)$$

类似，我们得到以 (i,j) 为中心的滤波窗口内，各像元 (k,l) 处 c_{kl} 的统计偏差 σ_{cij} ：

$$\sigma_{cij} = \sqrt{\frac{1}{(2N_3+1)^2 - 1} \sum_{k=i-N_3}^{i+N_3} \sum_{l=j-N_3}^{j+N_3} (c_{kl} - SI_{ij})^2} \quad (4-22)$$

当 N_3 足够大 ($N_3 \geq N_1 \geq 1$) 时, 我们用 SI_{ij} 、 σ_{cij} 表示以 (i, j) 为中心的、包含 $(2N_1+1) \times (2N_1+1)$ 大小滤波窗口所在区域的统计特性。在此, 我们引入两个阈值 k_0 、 k_1 用于描述 $(2N_1+1) \times (2N_1+1)$ 大小滤波窗口对应区域的地形类型, 并且: $k_0 = SI_{ij}$, $k_1 = SI_{ij} + \lambda \cdot \sigma_{cij}$ 。其中, λ 为适用于整个图像的微调常量, 通常 $\lambda = 1, 2$ 。对于像元 (i, j) 的 $(2N_1+1) \times (2N_1+1)$ 邻域, 若 $c_{ij} \leq k_0$, 对应均质区; 否则, 该区域存在边缘、孤立点等结构性的图像特征。则关于滤波窗口噪声统计特性的自适应因子 β_{ij} :

$$\beta_{ij} = \begin{cases} \frac{c_{ij} - k_0}{k_1 - k_0}, & \text{若 } c_{ij} > k_0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4-23)$$

考虑滤波窗口内各像元 (k, l) 与窗口中心 (i, j) 所在邻域的对应地形类型的相似性, 我们引入关于 z_{kl} 权值的修正因子:

$$a_{kl} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } |c_{kl} - c_{ij}| \leq \lambda_1 \sigma_{ckl} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4-24)$$

上式中, λ_1 为用户指定的常量, $\lambda_1 = 1, 2$ 。

于是, 得到新的滤波器的输出:

$$x_{ij} = \frac{\sum_{k=i-N_1}^{i+N_1} \sum_{l=j-N_1}^{j+N_1} z_{kl} m_{kl}}{\sum_{k=i-N_1}^{i+N_1} \sum_{l=j-N_1}^{j+N_1} m_{kl}} = \frac{\sum_{k=i-N_1}^{i+N_1} \sum_{l=j-N_1}^{j+N_1} z_{kl} a_{kl} \exp(-damp \cdot d_{kl} \beta_{ij})}{\sum_{k=i-N_1}^{i+N_1} \sum_{l=j-N_1}^{j+N_1} a_{kl} \exp(-damp \cdot d_{kl} \beta_{ij})} \quad (4-25)$$

从上式可知, 图像中各像元 (i, j) 处的滤波值是由以 (i, j) 为中心的滤波窗口内, 各像元的局部统计特性共同决定的; 借助局部噪声指数 SI_{ij} 的统计信息, 可区分图像的均质区、边缘等结构性的特征; 进而, 根据滤波窗口内其它像元的局部统计特性与中心像元的相似性, 调整其参与滤波运算的权值, 不仅可以较好地抑制斑点噪声, 而且, 还可保留更多有用的细节信息。

进一步, 总结该滤波算法的计算流程如下:

STEP1：输入 SAR 图像 z_{ij} ，定义模板参数 N_1 、 N_2 、 N_3 ，从而确定：滤波窗口大小 $(2N_1+1) \times (2N_1+1)$ 、用于估计图像的任意像元局部均值及方差的邻域 $(2N_2+1) \times (2N_2+1)$ 、以及用于估计图像中各像元局部噪声指数的邻域 $(2N_3+1) \times (2N_3+1)$ 。

STEP2：对于输入图像的任意像元 (i, j) ，按照式 4-18、式 4-19、式 4-20 分别计算局部均值、局部偏差以及斑点噪声局部偏差： μ_{ij} 、 σ_{ij} 、 c_{ij} 。

STEP3：按照式 4-21、式 4-22 分别估计输入图像任意像元 (i, j) 处的局部噪声指数以及斑点噪声统计偏差： σ_{cij} 、 SI_{ij} 。

STEP4：估计两个阈值 k_0 、 k_1 。

STEP5：按照式 4-23、式 4-24 分别估计 (i, j) 处的自适应因子 β_{ij} 以及滤波窗口内各像元 (k, l) 处的权值修正因子 α_{kl} 。

STEP6：按照式 4-25 确定滤波器输出 x_{ij} 。

➤ 实验结果

为了验证该滤波方法的有效性，我们在图 4-14 中，统一滤波窗口大小为 7×7 ，分别给出了 Frost 滤波器、增强型 Frost 滤波器以及本文基于修正 Frost 核滤波器关于图 4-2 所示 SAR PRI 图像的滤波结果。在本文的滤波方法中， $N_1 = 7$ 、 $N_2 = 3$ 、 $N_3 = 7$ ，且 $\lambda = 2$ 、 $\lambda_1 = 1$ 。

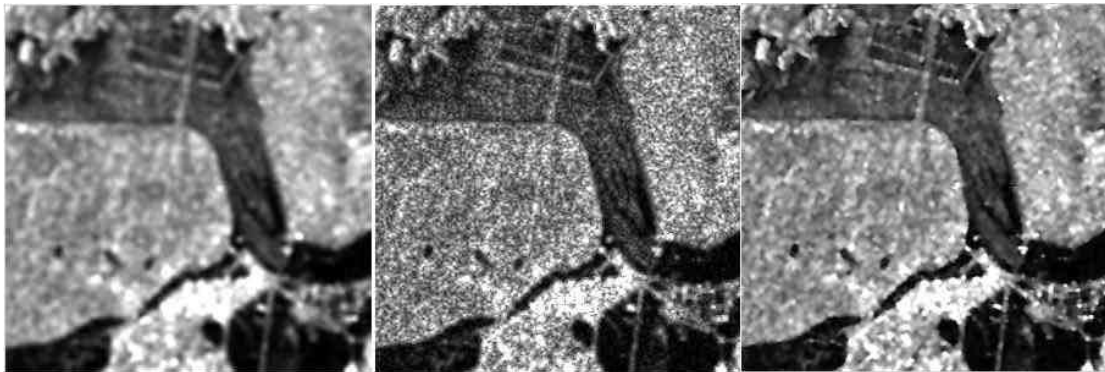


图4-14 基于 Frost核的滤波算法比较 (7×7)。左，Frost滤波；中，增强型 Frost滤波；右：我们的算法。

由图 4-14 目视效果可知：经过 Frost 滤波后的图像过于平滑，相对于原始图像来说，损失了更多有用的细节信息；经过增强型 Frost 滤波后的图像，虽

然保留了图像中边缘等结构特征，但在图像中的均质区域，将过多的斑点做为图像的细节特征而错误保留下来。而本文基于修正 Frost 核的滤波方法得到的滤波结果，不仅克服了增强型 Frost 滤波器过多保留“假细节”的不足，使均质区得到了较好的平滑，而且克服了由于 Frost 滤波器等权运算所造成的边缘或结构信息的模糊，使之与原始图像更为接近。因而，该方法在噪声抑制与细节保持方面取得了一个较好折衷。

4.2.3.2 现有滤波算法的应用改进

虽然有许多针对 SAR 图像噪声抑制的滤波方法，但到目前为止，还没有一种有效的方法真正适用于对应地物不同情况的同种成像区域，即：有效抑制斑点噪声的同时，能保留我们所需要的细节特征。基于对以上各种方法的比较，我们给出以下建议。

➤ 同种滤波算法的重复使用

基于斑点噪声统计特性的滤波算法强调图像的有用信号与噪声之间的非相干性，滤波过程中的每一次加权运算，也是图像的有用信号与噪声之间非相干性不断降低的过程。因此，对于不依赖于斑点噪声模型的滤波算法，可根据需要，反复应用多次；一般说来，在图像上应用多次较应用一次的滤波效果要好，但对于噪声抑制和结构信息的保留之间的取舍，应仔细斟酌。

➤ 多种算法的组合应用

相对于均值滤波器来说，中值滤波法不存在边缘信息的模糊作用，可以较好的保留边缘信息，去除孤立噪声；但若当前像元值为有用信息且不是滤波窗口所在区域的中值时，也造成了有用信息的丢失；对于局部平均滤波来说，当具有最小方差的局部区域存在边缘等结构信息时，均值操作不可避免地造成该区域边缘信息的模糊，sigma 滤波过程中的均值操作同样存在类似的问题。因此，一个较好的折衷便是以中值操作取代这些算法中所涉及的均值操作，即局部中值滤波和 sigma-中值滤波。

具有各向同性的高斯滤波，滤波过程并未考虑滤波窗口的灰度分布；局部平均滤波虽考虑图像局部区域的灰度分布，却存在最小方差区域的等权平均运算。因此，一种更有效的滤波方法可以是：既考虑滤波窗口内的灰度分布，又考虑最小方差区域的非等权（高斯）运算。类似地，我们也可将基于距离的高斯加权替换 sigma 滤波过程中的均值操作。因此，我们可得到相关的滤波组合，

即局部高斯滤波和 σ -高斯滤波。

图 4-15、4-16分别为基于区域划分的局部滤波和 σ 滤波在图 4-2所示图像的应用结果。

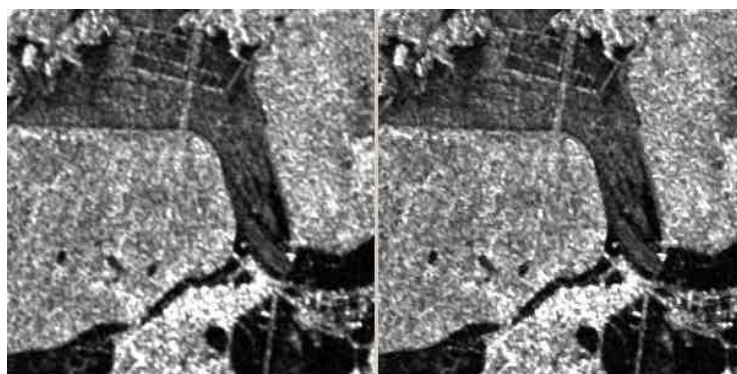


图4-15 基于图 4-6区域划分的滤波：左，局部均值滤波；右，局部中值滤波

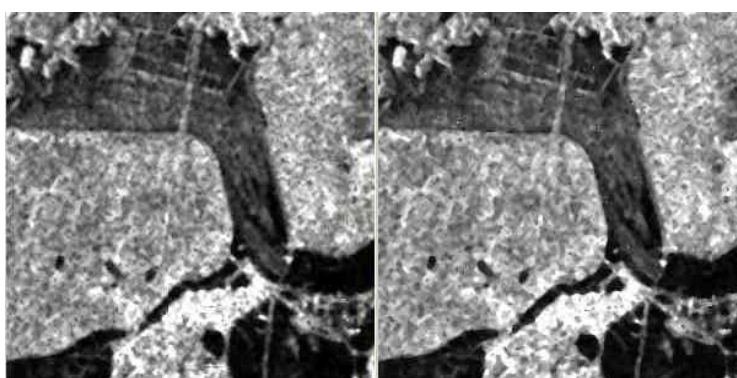


图4-16 左， σ 滤波 (5×5)；右， σ -中值滤波 (5×5)

➤ 基于局部区域划分的滤波器模板的调整

斑点噪声的抑制是 SAR图像预处理工作的主要部分，基于不同的目的，在抑制噪声的同时，有时更需要考虑该噪声抑制算法是否对某类特征具有保留、甚至增强的作用。为达到增强边缘、线等主要特征的目的，我们改变 MR滤波模板的大小及局部区域划分方式，使得基于区域划分的滤波作用更有实际意义。

4.2.3.3 小结

基于对现有滤波方法的分析，我们提出了一种基于修正 Frost核的新的滤波方法，这种方法既保留了图像的细节，又克服了传统滤波器过多保留假细节

的不足。进一步，我们提出了几种有效的改进方案，即：同种滤波器的重复应用，以及多种方法的组合滤波，如局部中值滤波、 σ -中值滤波、局部高斯滤波和 σ -高斯滤波等。

以下，我们将针对 SAR 图像的几种典型的斑点噪声抑制算法，进行滤波器关于噪声抑制、边缘保持等特性的比较研究。

4.2.4 SAR 图像滤波技术的比较性研究

我们简单回顾了 SAR 图像的斑点噪声抑制的典型算法；并结合自己的应用实践，给出了相关的改进方法。明显地，对于同一幅图像，不同的滤波算法产生不同的滤波效果。因此，关于滤波器的性能，通常有两个关键因素不能忽视：一方面，尽可能多地抑制噪声；另一方面，尽可能损失更少的有用特征或结构信息。

为客观、定量评价各种滤波器的滤波性能，本节将首先引入几种评价指标；并对几种典型的滤波算法进行定性比较。

4.2.4.1 几个评价指标的引入

➤ 噪声指数 (SPI: speckle index) [8] [9]

若图像的尺寸为 $M \times N$ 像元，则该图像的噪声指数 SPI ：

$$SPI = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N c_{ij} \quad (4-26)$$

上式中关于 c_{ij} 的定义参见式 4-20。通过比较滤波前后图像的噪声指数，我们可以估计不同滤波器对斑点噪声的滤除效果。针对图 4-2 所示的 SAR PRI 图像，统一确定各种滤波器的滤波窗口为 7×7 ，滤波前后，图像噪声指数见表 4-1。

➤ 平滑指数 (SI: smoothing index) [86]

若图像的均质区域内，各像元的均值与标准偏差分别为 μ 、 σ ，则平滑指数为：

$$SI = \mu / \sigma \quad (4-27)$$

SI 值越高，表明该均质区域的灰度分布越均匀（或一致）越好；若用于滤波器平滑性能的评价，需比较滤波前、后的 SI 。

➤ 相对平滑指数 (RSI: relative smoothing index)

为客观评价某种滤波器的平滑效果，需要将滤波器在均质区域的平滑作用进行定量计算，为此，本文定义一个新的评价指标，即：相对平滑指数 RSI (relative smoothing index)。以实现各滤波器对图像均质区域平滑效果的评估。对于指定的均质区域，滤波前后平滑指数分别为 SI_{before} 、 SI_{after} ，则：

$$RSI = SI_{after} / SI_{before} \quad (4-28)$$

理论上， $RSI \geq 1$ 。 RSI 愈接近 1，滤波器的平滑作用愈弱； RSI 愈远离 1，滤波器的平滑作用愈强。

在图 4-2 所示图像中，确定均质区域如图 4-17 绿框所示。 SI 及 RSI 的估计见表 4-1。

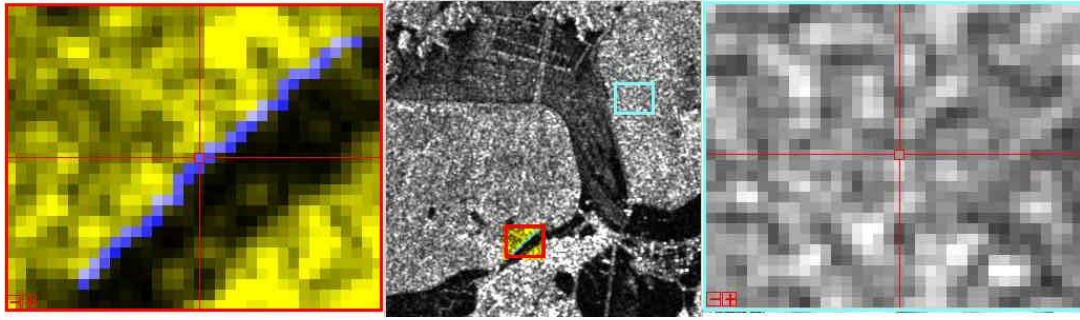


图4-17 均质区域及边缘样本在图 4-3中的相关位置。左图中蓝色标记为边缘点；右图为选自原始图像的均质区域；左、右两图分别对应中图的红、绿方框所示区域。

➤ 边缘保持指数 (ERI: edge retention index)

到目前为止，还没有一个统一的标准来度量滤波过程中，图像细节特征保留的“量”的大小。本文参考文献 [86] [59]，应用边缘保持指数来衡量滤波器对图像边缘特征的保持能力，其定义如下：

$$ERI = \frac{\sum_{i=1}^M G_i'}{\sum_{i=1}^M G_i} \quad (4-29)$$

上式中， G_i 、 G_i' 分别为同一图像的 M 个足够多的样本边缘点中第 i 个 ($i=1,2,...,M$) 边缘点在滤波前后梯度幅值。

由式 4-29 可知： ERI 愈接近 1，滤波器的边缘保持能力愈强； ERI 愈小，滤波器对图像边缘的“污染”作用愈强； $ERI > 1$ ，滤波器对边缘特征具有增强作用。在图 4-2 所示图像中，通过边缘检测及人机交互的方法确定样本边缘

点，见图 4-17 中红框标记，对应 *ERI* 的估计见表 4-1。

➤ 相对标准差

相对标准差是对图像灰度分布的一种全局统计描述。对于一幅图像，若图像的灰度均值为 μ 、标准差为 σ ，则该图像的相对标准差为 σ/μ 。采用相对标准差可比较不同图像的灰度分布的整体情况：相对标准差越小，图像的灰度分布越集中。

4.2.4.2 几种典型滤波器的性能比较

本节应用上述指标，从噪声抑制、边缘保持等角度对几种典型的滤波器的性能进行了定量比较，有关的指标估计见表 4-1，在表中还列出了图 4-2 所示图像在滤波前后的均值和标准差。

从该表中，我们得到如下结论：

①滤波前后，图像的灰度均值基本不变，因此滤波运算保留了图像的平均后向散射能力。比较图像滤波后的相对标准差，较滤波前有所下降，表明滤波运算对图像起到了一定的平滑作用。滤波后图像的斑点噪声指数出现不同程度的下降，使得斑点噪声因算法不同而得到不等“量”的抑制。

②根据相对平滑指数 *RSI*，比较各种算法对均质区域的平滑作用：按 *RSI* 值由大至小排列，均值滤波的平滑作用最为强烈；中值滤波、基于噪声统计特性的增强型 Lee、Frost 滤波以及 Gamma-MAP 等算法也表现出明显的平滑作用。当然改变 Frost 滤波器中的阻尼系数，*RSI* 值会有所波动，相对于均质区域的平滑作用基本不受影响。增强型 Frost 滤波，将斑点噪声引起的亮暗微弱变化视为图像细节，相对于其它算法来说，平滑作用最为微弱。

③边缘保持指数 *ERI* 较好地反映了图像滤波前后边缘细节的保持状况。由于均值漂移滤波和 bilateral 滤波采用了较为新颖的 spatial-range 联合域的滤波思想，基于几何空间接近性和灰度分布相似性的滤波过程是一个不断将噪声信号从有用信号中“剥离”的过程，两种算法的 *ERI* 值超过了 0.9，反映了二者很好的边缘保持能力；均值漂移滤波，其 *ERI* 值甚至接近 1，但迭代的滤波过程也意味着更多的时间消耗；其次是中值滤波及其相关的组合算法。自适应滤波等不同程度地保留了边缘特征。调整自适应滤波的相关参数，可获得不同程度的滤波效果。均值滤波的边缘保持能力最差。

表4-1 几种典型滤波算法的指标估计

滤波算法评价指标		<i>SPI</i>	<i>RSI</i>	<i>ERI</i>	均 值	标 准 差	相 对 标 准 差
输入图像	原始图像	0.404774	————	————	177.3745	92.5381	0.5217
各种滤波运算	传统滤波方法	均值滤波	3.195	0.461	177.3505	72.8818	0.4109
		中值滤波	2.843	0.840	170.8482	72.7779	0.4260
		局部均值滤波	1.444	0.850	177.5117	83.8494	0.4724
	基于SAR图像斑点噪声统计特性的自适应滤波	增强 Lee 滤波	2.810	0.820	181.3524	80.5844	0.4435
		Frost 滤波	2.707	0.659	182.5765	79.1341	0.4335
		增强 Frost 滤波	1.064	0.737	181.7130	84.6547	0.4659
		Gamma-MAP 滤波	2.650	0.650	178.8864	81.4985	0.4556
	不考虑SAR图像斑点噪声统计特性的自适应滤波	Sigma 滤波	1.724	0.771	170.2373	77.3881	0.4546
		Bilateral 滤波	1.508	0.946	175.9246	84.2487	0.4790
		均值漂移滤波	1.687	0.973	171.3155	85.3694	0.4983
	改进的滤波算法	Sigma-中值滤波	1.787	0.843	166.4200	78.1792	0.4698
		局部中值滤波	1.862	0.897	170.0378	76.7302	0.4513
		基于 Frost 滤波核的修正算法	2.562	0.810	182.0292	75.8119	0.4165

抑制斑点噪声与保持边缘细节信息是一对矛盾。可根据需要，进行滤波算法的取舍。中值滤波及其局部中值滤波算法因其易于实现、且在斑点噪声抑制与边缘特征保留较好的折衷特性，可用于普通 SAR 图像的滤波（不至于损失明显的特征）；基于噪声统计特性的自适应滤波器的滤波效果因滤波器参数的不同而有所区别，滤波参数的设定需要用户参与。

若运算速度不是算法取舍的主要因素时，可选择均值漂移算法和 bilateral 算法进行边缘细节比较丰富的图像的滤波。

4.2.5 小结

以上，我们简单回顾了 SAR 图像斑点噪声抑制的几组典型算法；并结合自己的应用实践，给出了相关的改进方法。斑点噪声抑制是 SAR 图像预处理工作不可或缺的一部分，同时，也是 SAR 图像特征提取的前奏。通过对几种典型算法的比较性研究，为 SAR 图像滤波算法的选取奠定了基础。

特征提取是多源遥感图像配准技术的关键所在。一方面，我们希望从多源图像中尽可能提取足够数量的同类特征；另一方面，希望得到易于匹配的特征。由此，滤波算法的选取考虑如下条件：允许微细特征的损失，但应保留如边缘、区域等主要特征。均值滤波器强烈的平滑作用意味着图像主要特征的模糊；基于斑点噪声统计特性的自适应滤波器对图像的平滑作用与边缘保持能力均处于中游，意味着图像中主要特征与微小细节并存，造成特征匹配的困难。

基于上述考虑，我们将局部中值滤波、~~sigma~~中值滤波、bilateral 滤波、均值漂移滤波以及基于 frost 滤波核的修正算法作为图像特征提取预处理工作中的备选滤波器。

4.3 光学图像的预处理

相对于低信噪比的 SAR 图像，光学图像具有较高的图像质量，其噪声来源主要包括成像及数字化过程采样、量化、压缩等处理过程中的热噪声、椒盐噪声等。但 SPOT 全色光学图像特有的编码方式导致相邻像元间很小亮度差值，造成图像的低反差特性，不利于背景与目标的区分。因此，我们有必要通过以下工作改善 SPOT 图像质量，即：图像的对比度增强、图像的滤波。

4.3.1 光学图像的对比度增强

我们采用饱和线性变换实现图像的对比度增强：

$$z'_{ij} = \begin{cases} z'_{\min}, & \text{若 } z_{ij} < z_0 \\ \frac{z_{ij} - z_0}{z_1 - z_0} (z'_{\max} - z'_{\min}) + z'_{\min}, & \text{若 } z_{ij} \in [z_0, z_1] \\ z'_{\max}, & \text{若 } z_{ij} > z_1 \end{cases} \quad (4-30)$$

上式中，输入图像的均值、方差及动态范围分别为 μ 、 σ^2 及 $[z_{\min}, z_{\max}]$ ， z_{ij} 、 z'_{ij} 分别为图像中的任意像元 (i, j) ， $z_0 = \max(z_{\min}, \mu - 3\sigma)$ ， $z_1 = \min(z_{\max}, \mu + 3\sigma)$ 。

4.3.2 光学图像的滤波

参照 SAR 图像噪声抑制算法的选取条件，我们将中值滤波、基于区域划分的局部中值滤波、bilateral 滤波、均值漂移滤波等算法用于 SPOT-P 图像的滤波处理。选取图像区域如图 4-18 左图所示。各算法的滤波结果如图 4-18、图 4-19 所示。图 4-20 从左至右为图 4-18 方框部分滤波前后的局部放大图像。

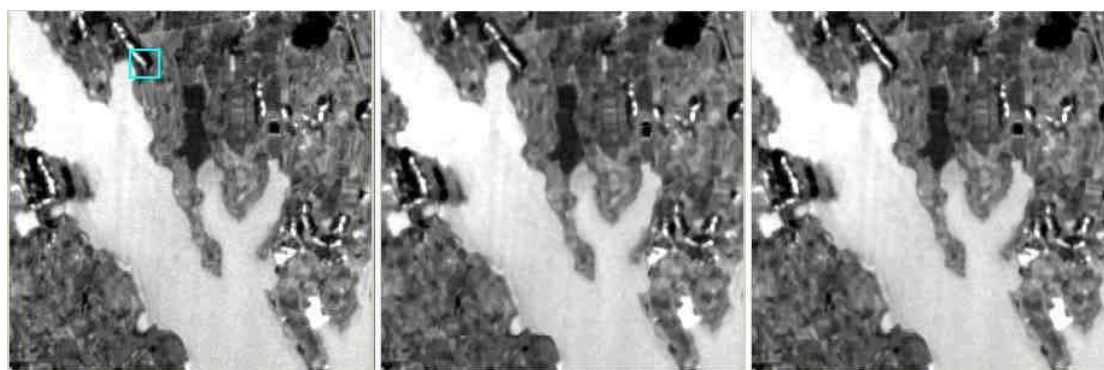


图4-18 左：SPOT-P 图像 (300×300)；中：中值滤波 (3×3)；右：局部中值滤波 (5×5)

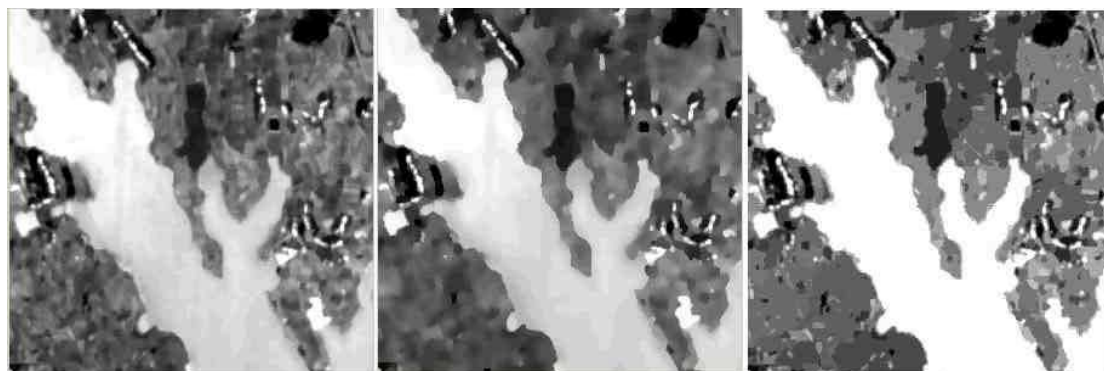


图4-19 左：bilateral 滤波，迭代 1 次， $(\sigma_s, \sigma_r) = (2, 2)$ ；中：bilateral 滤波，迭代 5 次， $(\sigma_s, \sigma_r) = (2, 2)$ ；右：均值漂移滤波， $(h_s, h_r) = (2, 2)$ 。

从视觉效果上比较，上述四种滤波运算在抑制图像噪声的同时，保留了图像的主要结构特征。由左至右，各算法对图像的滤波作用逐渐增强。较中值滤波而言，基于区域划分的局部中值滤波保留了图像中更多结构信息；同时，局部中值滤波不涉及参数的设定。因此，局部中值滤波足可满足普通光学图像的

噪声抑制的要求。

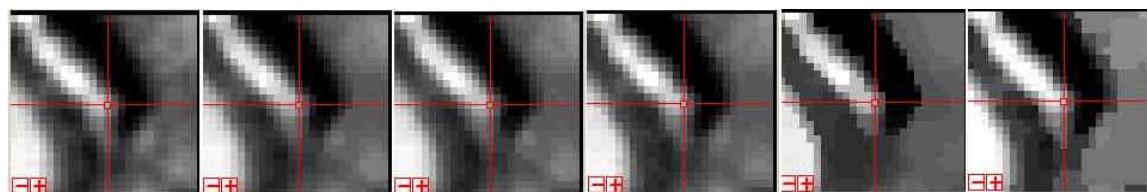


图4-20 图像滤波前后的局部放大。从左至右，依次对应：输入图像、中值滤波、局部中值滤波、迭代 1 次的 bilateral 滤波、迭代 5 次的 bilateral 滤波、均值漂移滤波。

bilateral 滤波器、均值漂移滤波器通过调整 spatial-range 联合域的滤波参数，选择保留不同程度的结构信息。在滤波参数适当选取的前提下，bilateral 滤波器、均值漂移滤波器达到如下滤波效果：较好保留了图像边缘特征的同时，对图像均质区域表现了特有的平滑作用。这两种算法可用于区域特征提取之前的预处理。

SUSAN 滤波、bilateral 滤波、以及基于迭代思想的均值漂移滤波器因参数的选取不一，滤波效果也有所不同，因此，可采用这些滤波器、通过不同滤波参数的设定，选择保留不同尺度结构信息的滤波效果。

4.3.3 小结

本节以 SPOT 全色图像为例，确定光学图像的预处理包括对比度增强和图像滤波。通过饱和线性变换，实现 SPOT-P 图像的对比度增强；对于光学图像的滤波，我们将首选局部中值滤波，由于 bilateral 滤波器、均值漂移滤波器对均质区域具有特有的平滑作用，可将这两种算法用于区域特征提取之前的预处理。

4.4 总结

滤波是遥感图像预处理工作的重要部分，有效的噪声抑制可进一步为图像的数据分析、特征提取创造有力的条件。本章对课题研究中两种主要数据源 SAR 图像和 SPOT-P 全色光学图像的预处理工作进行了论述。

斑点效应是基于相干原理的 SAR 成像系统的原理性缺点，它严重影响了 SAR 图像的质量。因此本章重点主要在于 SAR 图像噪声抑制算法的确定。

本章在分析 SAR 图像中斑点噪声形成机理的基础上，本文首先引入了三组

较为典型的滤波器，即：传统的滤波器、基于 SAR 图像斑点噪声统计特性的自适应滤波器、以及不考虑 SAR 图像斑点噪声统计特性的自适应滤波器。其中传统滤波器的优势在于较强的平滑作用；基于 SAR 图像斑点噪声统计特性的自适应滤波器可保留图像中更多的细节特征；而不考虑 SAR 图像斑点噪声统计特性的自适应滤波器则存在一定程度的折衷。

本文结合自己的应用实践，对滤波算法的应用进行了改进，并提出了一种基于修正 Frost 核的新的滤波算法，该方法在噪声抑制和细节保持两方面取了一个较好的折衷：一方面，它克服了由于 Frost 滤波器等权运算所造成的边缘或结构信息的模糊；另一方面，由于滤波过程中综合考虑滤波窗口的局部统计信息，在尽可能保留图像细节的同时，也克服了增强型 Frost 滤波器过多保留“假细节”的不足。

近年出现的基于 spatial-range 联合域的滤波方法把空间几何接近性与辐射分布的相似性有机结合起来，到目前为止，很少看到关于上述方法在遥感图像处理的应用。在此，我们将这几种基于 spatial-range 联合域的滤波思想用于 SAR 图像的噪声抑制，旨在引起相关领域的注意。

为了客观、定量地度量滤波器在噪声抑制、结构信息保留等方面的能力，我们引入和提出了几种度量指标，如噪声指数 SPI、平滑指数 SI、相对平滑指数 RSI、边缘保持指数 ERI 以及相对标准差等。并将上述指标用于几种典型滤波方法的比较性研究。

通过对几种典型算法在斑点噪声抑制、边缘保持性能等方面的比较研究，我们得出结论：基于斑点噪声统计特性的自适应滤波可有效地抑制噪声、保留图像的结构特征；而其它滤波算法尽管未考虑噪声的统计特性，有些算法在噪声抑制、结构特征保留等方面的能力甚至不逊于基于斑点噪声统计特性的自适应滤波。保留图像的主要特征是图像特征提取基本前提，为此我们确定局部中值滤波、sigma-中值滤波、bilateral 滤波、均值漂移滤波以及基于 Frost 滤波核的修正算法作为 SAR 图像特征提取预处理工作中的备选滤波器。

SPOT-P 全色图像的低反差特性不利于图像的特征提取；光学图像噪声主要包括热噪声、椒盐噪声等，由这些噪声引起的图像特征畸变在高信噪比的光学图像中很小、甚至忽略。基于特征提取的需要，确定本文光学图像的预处理包括：图像的对比度增强和图像滤波。采用饱和和线性变换实现图像的对比度增强。

相对于 SAR 图像的斑点噪声抑制来说，对 SPOT 图像滤波处理较为简单，在此我们选择易于实现且可保留图像结构信息的局部中值滤波器；考虑到 bilateral 滤波器、均值漂移滤波器对图像均质区域所特有的平滑作用，可将这两种算法用于区域特征提取之前的预处理。

基于本章所确定的 SAR 图像及光学图像的预处理方法，我们将在下一章讨论多传感器卫星图像配准过程所涉及的特征提取工作。

第五章 特征提取

5.1 引言

特征提取及匹配是自动图像配准流程的关键及重要组成部分，也是本文多传感器图像配准工作中的难点之一。

由于遥感图像内容的多样性，以及多传感器图像数据辐射特性的不同，使得多传感器图像的特征提取面临许多困难：斑点噪声严重影响了雷达图像的质量，额外增加了雷达图像特征提取的难度。因此，对于雷达图像和光学图像的配准来说，特征提取应满足如下条件：

- 所提取的特征必须是来自两幅图像的同类特征；
- 保证来自两图像可匹配的同类特征必须具有充足的数量，且有尽量均匀的空间分布。

关于本文雷达图像与光学图像配准技术的研究，我们在本文的第三章确定了一种基于多层特征匹配的多传感器卫星图像精细化配准方案，其配准过程主要分成两个阶段：基于区域特征匹配的粗配准；基于参数化描述的精配准。在前面的章节中，通过对雷达图像及光学图像的目视比较，我们注意到：水体是雷达图像与 SPOT 光学图像所共有的一种区域特征。因此，当成像区域含有湖泊、河流等明显的水体特征时，可以将水体作为本文图像配准的主要区域特征。因此，本章将主要讨论水体特征的提取。

5.2 水体特征的提取

阈值法是图像分割中最为直接的一种区域划分技术。最为简单的阈值法就是按照目标在图像中的灰度分布范围，指定灰度阈值，将图像进行二值化处理。当图像中只有一种目标和背景时，这种二值化的阈值分割可以获得较为满意的结果。

观察水域在雷达图像与光学图像中的灰度分布，我们注意到以下现象：

- 相对于微波 C 波段波长，水体表面近似平滑的镜面，关于微波的后向散射作用很微弱，因此，水体在 ERS SAR 图像中主要表现为暗区；随着水域深

度的减小，微波信号在浅水区存在一定的穿透作用，在图像中表现为灰度值略微增大；尽管斑点噪声造成图像中均质区域的明暗变化，但噪声在图像暗区的影响较亮区更加微弱，因此，水体在 ERS SAR 图像中，灰度级别的波动明显弱于其它区域。

- 对于光学图像，尽管由于水质（水温、颜色、深浅以及水中各种矿物成分的含量）的差异，使得不同的水域呈现不同的辐射特性，但总体来说，同一水域的水质差异较为微弱，在光学图像中的辐射特性较为相似。

水体在 SAR 图像与光学图像的上述特性，使得在图像的原始灰度空间应用单一阈值化方法并不适合水体的可靠提取；但由于 SAR 图像特有的成像机理，以及同一水域在光学图像中辐射特性的相似，使得水体在 ERS SAR 图像以及光学图像的灰度分布表现为较好的一致性（即：较弱的随机性）。因此，当我们将灰度图像通过信息熵的方法，映射成熵值图像时，图像中的各种水域将对应熵图像的暗区，最终在变换域中采用图像分割中的阈值化方法提取水体。

进一步地，基于水体的轮廓，我们借助形态学的膨胀算子生成带状模板；利用模板的屏蔽作用，生成模板意义下的边缘图像；最后，通过边缘跟踪的方法，获取关于水体更为准确的边界信息。

因此，这一部分的工作主要有：基于信息熵的水体分割；基于模板的水体边界信息获取。

5.2.1 基于信息熵的水体分割

5.2.1.1 熵值图像的生成

信息论中的经验熵 (empirical entropy) 是对随机变量不确定性的描述 [65]。通常利用熵作为图像纹理描述的一种特征用于图像的分析中 [71]。在 SAR 图像和光学卫星图像中，相同水域的灰度分布表现为较弱的随机性，基于这一假设，我们可以利用描述图像中灰度分布随机性的经验熵，将原始的灰度图像映射成熵值图像。

对于灰度图像中的任意像素 $I(x, y)$ ，我们定义熵值图像中的映射为：

$$H(x, y) = -\sum_{j=1}^J [P(I_j(x, y)) \log_2 P(I_j(x, y))] \quad (5-1)$$

上式中， J 为灰度图像在以 (x, y) 为中心的 $n \times n$ 邻域内所出现的灰度级别数， $P(I_j(x, y))$ 为第 j 个灰度值在该邻域内出现的概率。上式的物理意义为：该邻域内的灰度分布随机性越强，对应熵值越大；反之，该邻域内灰度分布的随机性越弱，熵值越小；当灰度分布为确定性的单值描述时，熵值减至最小，为 0。

因此，当我们将灰度图像 $I(x, y)$ 映射为熵值图像 $H(x, y)$ 时，在原始图像中灰度分布随机性较为微弱的水域，将被映射为熵值图像的暗区。这里， n 的设置一般为 3~7。通过式 5-1 获取的熵值很小，进一步，可将熵值图像进行线性映射，如映射为 $0 \sim L-1$ 的灰度分布。

当图像中含有明显的水域时，我们可以利用单阈值技术，从熵值图像 $H(x, y)$ 中提取水域。

5.2.1.2 熵值图像的单阈值分割

用于图像分割的自动阈值技术有多种 [64]。在这里，我们假定图像中仅含有目标（水域）和背景两类区域，那么熵值图像中的直方图可看成是概率密度分布函数的近似，并且是目标和背景的两个单峰分布密度函数之和。

进一步，如果我们假设熵值图像中，目标 O 和背景 B 区域关于熵值 z 的概率分布 $p_o(z)$ 、 $p_b(z)$ 均为高斯分布 [28]，则整幅图像的混合概率密度为：

$$\begin{aligned} p(z) &= P_B p_b(z) + P_O p_o(z) \\ &= \frac{P_B}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_b} \exp\left[-\frac{(z - \mu_b)^2}{2 \cdot \sigma_b^2}\right] + \frac{P_O}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_o} \exp\left[-\frac{(z - \mu_o)^2}{2 \cdot \sigma_o^2}\right] \end{aligned} \quad (5-2)$$

上式中， μ_b 、 μ_o 、 σ_b 、 σ_o 分别对应背景和背景区域在熵值图像中的平均值及标准偏差， P_B 、 P_O 分别对应背景、目标区域在熵值图像中灰度值的先验概率，则： $P_B + P_O = 1$ 。

为了获取目标区域（水体），我们需要确定阈值 T ，使得熵值图像中灰度值小于 T 的像素分割为目标，而灰度值大于 T 的像素分割为背景。

我们利用了熵值图像直方图分布 $h(z)$ ， $z \in [0, L-1]$ 。最优阈值 T 一定满足 $0 < T < L-1$ ，于是对于 T 的每一个可能取值 $t \in (0, L-1)$ ，有：

$$P_O(t) = \sum_{z=0}^t h(z), \quad P_B(t) = \sum_{z=t+1}^{L-1} h(z) \quad (5-3)$$

$$\mu_o(t) = \frac{\sum_{z=0}^t zh(z)}{P_O(t)}, \quad \mu_b(t) = \frac{\sum_{z=t+1}^{L-1} zh(z)}{P_B(t)} \quad (5-4)$$

$$\sigma_o^2(t) = \frac{\sum_{z=0}^t [h(z)(z - \mu_o(t))^2]}{P_O(t)}, \quad \sigma_b^2(t) = \frac{\sum_{z=t+1}^{L-1} [h(z)(z - \mu_b(t))^2]}{P_B(t)} \quad (5-5)$$

依据 Kittler 最优阈值法[44]，我们求解 T 为：

$$T = \arg \min_{0 < t < L-1} \{P_O(t) \log \sigma_o(t) + P_B(t) \log \sigma_b(t) - P_O(t) \log P_O(t) - P_B(t) \log P_B(t)\} \quad (5-6)$$

由于目标位于熵值图像的暗区，为使目标更完整，阈值可略高于 T 。利用上述求解的最优阈值进行熵值图像的二值化分割，我们可得到如下二值图像：

$$S(x, y) = \begin{cases} 1, & H(x, y) \leq T \\ 0, & H(x, y) > T \end{cases} \quad (5-7)$$

5.2.1.3 分割后处理

事实上，上述二值化图像的初始目标不仅包含真实的水体，而且还含有细小、零乱的噪声信号。大家知道，水体是连续的，这里，我们希望获取较大区域的水体。基于连续性以及较大区域水体的假设，我们进行了以下后处理。

① 去除“类椒盐噪声”。

对于初始化分割得到的二值图像，由于掺杂在背景和目標中不规则的杂乱信号相对于水域目标很小，类似图像中的椒盐噪声，在此，我们称为“类椒盐噪声”，借鉴椒盐噪声的滤波思想去除这种噪声信号。

如图 5-1 所示定义一系列 $m \times n$ 大小不等的噪声抑制模板，只要模板边界所在的区域具有相同的灰度值，则赋予边界内所包含的区域以具有同样的灰度值。经过该类模板的去噪作用，最终在目标区域和背景区域内，“类椒盐噪声”的杂乱信号得到了去除。

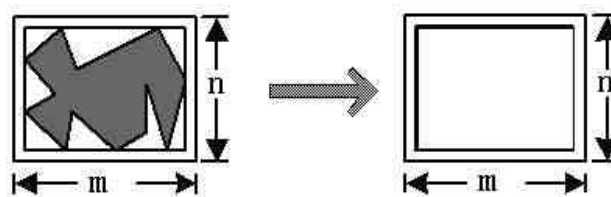


图5-1 “类椒盐噪声”抑制示意图

② 去除小规模的目标。

采用连通区域标定法 [68]，赋予各独立的分割目标以不同的标记值，假定水体的面积满足一定的阈值条件，去除区域面积小于阈值的目标，即可得到所需要的水体区域。

③ 去除分割目标中的背景“空洞”。

基于水体的连续性假设，进一步，采用类似②的方法去除分割目标中的背景“空洞”。

经过上述后处理，我们可以从图像中提取一些明显的水域。

5.2.1.4 实验结果

为了验证本章初始阈值分割方法的有效性，我们给出了三组图像数据的应用实例，分别如图 5-2、图 5-3以及图 5-4所示。每一组实验数据分别包括原始灰度图像、熵值图像、单阈值分割得到的二值图像以及后处理结果与原始图像迭合示意图。

由实验结果可以看出，这种基于信息熵的方法可鲁棒地提取水域，但由于整个分割过程是以图像中含有明显的水域为前提，因此，这种方法只适合较大区域的水体提取。

另一方面，由于上述水体提取过程并未考虑边缘信息，要准确的获取水体的边界，还需引入其区域的边缘信息。因此在水体分割的基础上，我们可以结合边缘信息，以获取更为准确、可靠的水体边界。

5.2.2 基于模板的水体边界信息获取

正如前节所看到的，阈值分割的方法所得到的水体轮廓虽不准确，但具有较好的连续性。另一方面，利用常规边缘检测方法获取的边缘信息较为准确，但经常是杂乱与零碎的，因此从中获取连贯的、具有语义的边界是非常困难的。

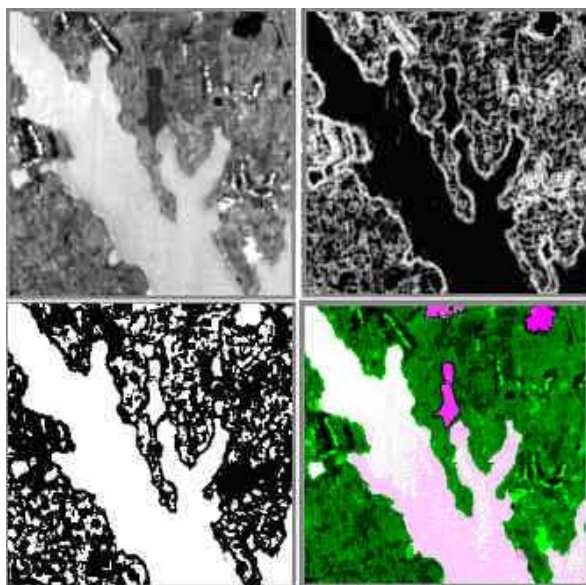


图5-2 SPOT图像 (300× 300)的初始阈值分割：左上，原始图像；右上，熵值图像；左下：最优阈值分割；右下：初始分割水体与原始图像的迭合。

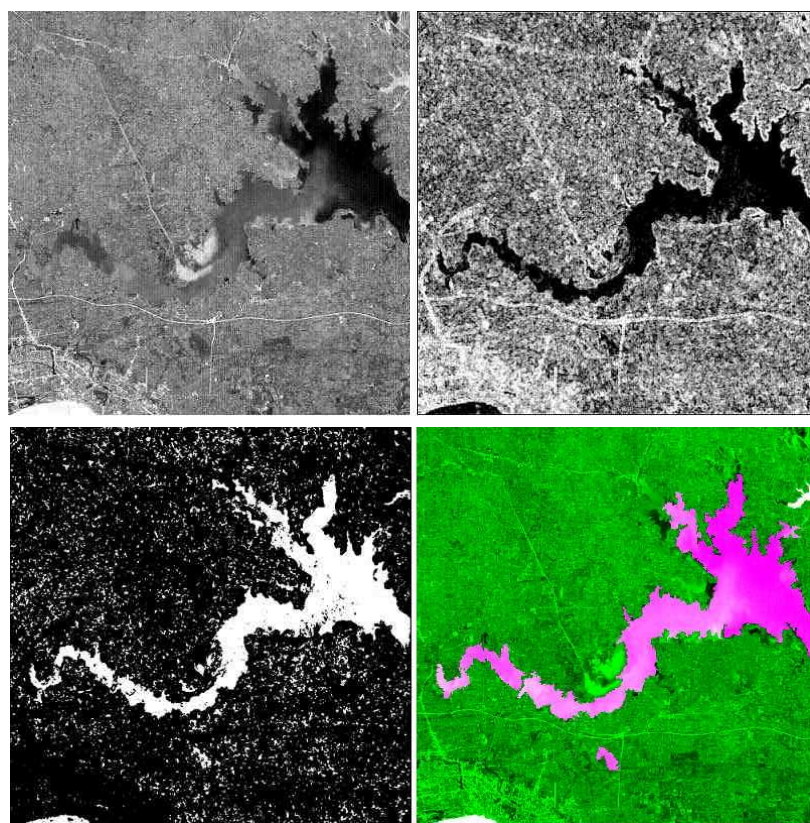


图5-3 LANDSAT-7 ETM+ (1000× 1000) 图像的初始阈值分割：左上，LANDSAT 原始图像；右上，熵值图像；左：最优阈值分割；右：初始分割水体与原始图像的迭合。

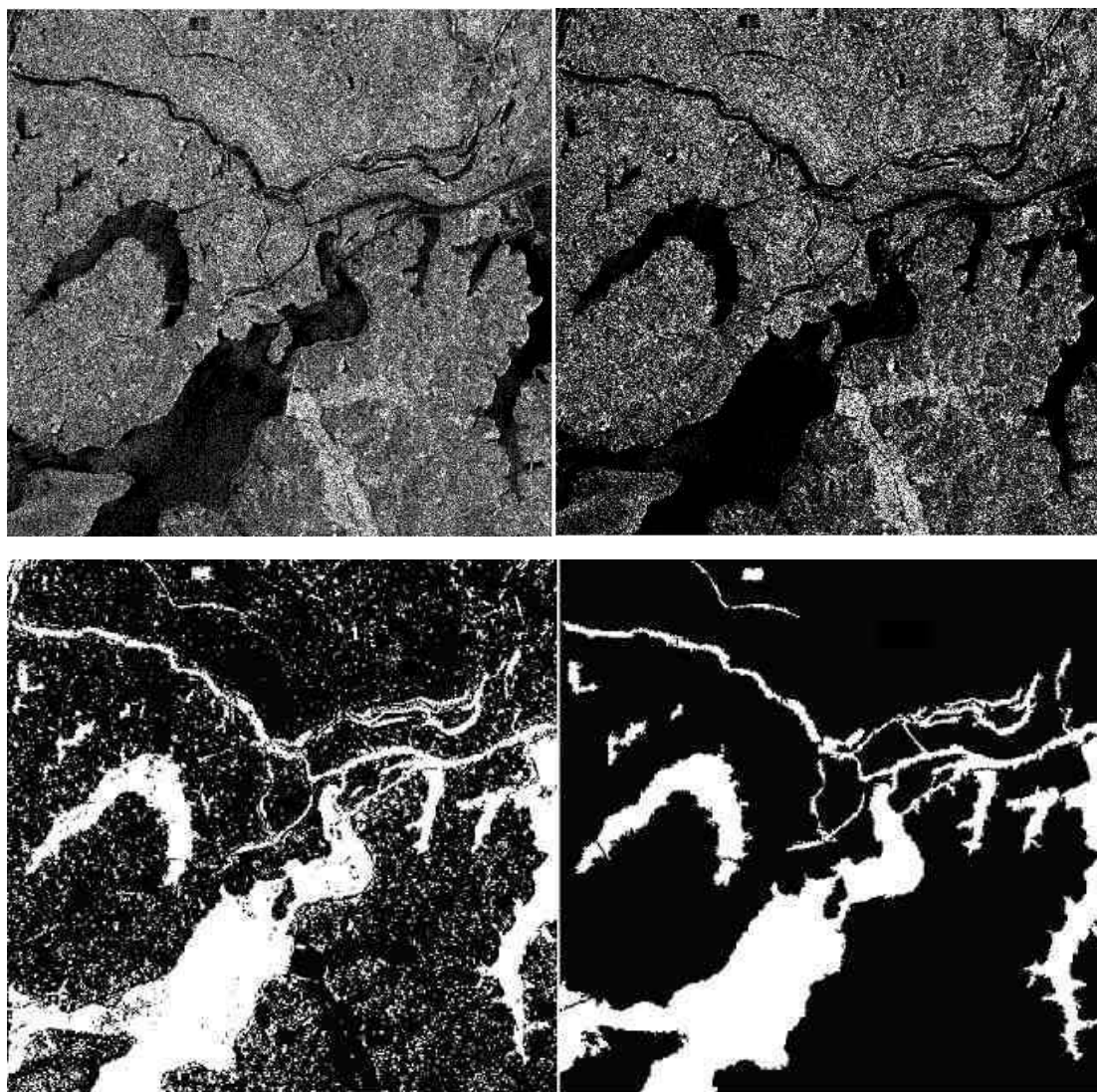


图5-4 ERS SAR图像的初始阈值分割 (1024× 1024)。左上：SAR原始图像；右上：熵值图像；左下：最优阈值分割；右下：后处理结果。

基于以上分析，我们进一步提出了一种基于模板的水体边界获取方法，其思路为：以上述阈值分割得到的水体轮廓为模板，通过一些准则，从常规的边缘检测方法得到的边缘图像种获取连续的、具有语义信息的边缘。该方法主要涉及以下关键部分：①边缘检测；②轮廓模板的定义及边缘段的获取；②模板屏蔽下的水域边界提取。下面，我们结合图像实例，详细介绍各部分内容。

5.2.2.2 边缘检测

➤ SPOT图像：常规的边缘检测方法

常规图像处理技术中边缘检测方法多种多样，常用的方法包括：基于梯度的 Sobel 算子、Prewitt 算子、Canny 算子、LoG 算子 [28]、Deriche [15] 算子等。由于 SPOT-P 光学卫星图像较高的图像质量，可采用普通的边缘检测方法获取

图像的边缘特征。图 5-5 是关于 SPOT-P 获取较为满意的边缘信息。

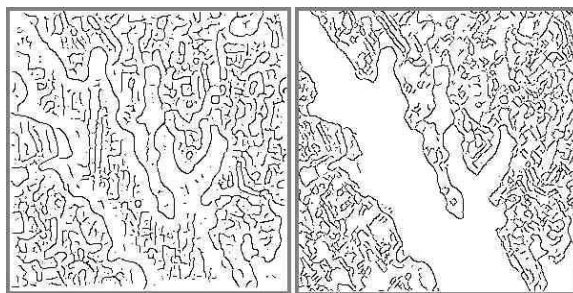


图5-5 图 5-2所示 SPOT图像的边缘检测结果：左，Deriche算子 ($\alpha = 0.5$)；右，Canny算子 ($\sigma = 1.5$)

➤ SAR图像：基于比值的边缘检测方法

SAR 图像斑点噪声的存在严重影响了图像的质量，当上述提及的方法用于 SAR 图像边缘检测时，其效果非常糟糕。尽管采用滤波方法可以对噪声有所抑制，但其结果中假边缘现象依然存在。基于此，我们在这一部分重点讨论 SAR 图像的边缘检测方法。

为了在边缘检测过程中进一步抑制斑点噪声的影响，我们引入比值模板 [78] [77] 思想，将比值的求取与 Canny 算子的双阈值思想结合起来，通过考察 SAR 图像中关于像元 (x, y) 较大邻域内的灰度统计特性，来确定该像元是否为边缘点。

以 (x, y) 为中心，定义关于该像元的比值运算邻域为 $m \times (2n + d)$ ，图 5-6 左图仅给出了经过点 (x, y) 的一种方向（垂直方向）的比值模板。假定 I_{i1} 、 I_{i2} 分别为点 (x, y) 的沿第 i 个方向（如图 5-6 的垂直方向）矩形邻域 R_{i1} 、 R_{i2} 的平均灰度值，则该方向的归一化比值 $rt_i(x, y)$ ($0 \leq rt_i(x, y) \leq 1$) 为：

$$rt_i(x, y) = 1 - \min[I_{i1}/I_{i2}, I_{i2}/I_{i1}] \quad (5-8)$$

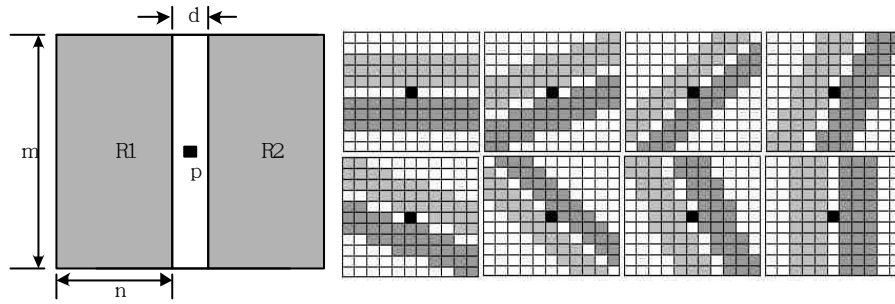


图5-6 基于比值的 SAR图像边缘检测模板（左：一种示范方向；右：8方向比值模板实例）

比较各个方向 $rt_i(x, y)$ 值，最终我们得到关于该点的比值及方向分别为：

$$rt(x, y) = \max\{rt_i(x, y), i = 1, 2, \dots, n\} \quad (5-9)$$

$$dir(x, y) = k, \text{ 当 } rt(x, y) = rt_k(x, y) \text{ 时} \quad (5-10)$$

各点的 rt 、 dir 分别构成了比值图像、方向图像。若 $rt(x, y) = 0$ ，不可能存在经过点 (x, y) 的边缘，此时，我们规定 $dir(x, y) = 0$ 。

若定义的比值模板如图 5-6右图所示的八方向模板，则 $n = 8$ 。

于是，基于归一化比值的 SAR图像边缘检测方法，具体步骤如下。

STEP1: 比值图像 rt 及方向图像 dir 的求取。

STEP2: 比值图像的双阈值化 (hysteresis thresholding) 初始处理。根据比值图像的统计特性确定该点是否存在真实的边缘，此处，我们借鉴了 Canny 算子的双阈值思想：确定两个阈值 $thresh_1 > thresh_2$ ，对于任意 $rt(x, y)$ ，若 $rt(x, y) > thresh_1$ ，则视点 (x, y) 为边缘搜索的初始点，并从该点开始，逐步检验其邻域的其它点 (x', y') ，若 $rt(x', y') > thresh_2$ ，则接收该点扩展点，进一步以扩展点为初始点进行新的搜索。比值图像经过双阈值处理后，即为初始边缘图像。

STEP3: 初始边缘的细化及后处理。初始边缘的细化采用 non-maximum suppression 思想。我们仍以垂直方向的比值模板为例，对于图 5-6左所示的点 $p(x, y)$ ，若 $rt(x, y) > thresh_2$ ，比较 $rt(x, y)$ 与其 3×3 水平邻域处的比值，若： $rt(x, y) > rt(x-1, y)$ 且 $rt(x, y) > rt(x+1, y)$ ，则该点处存在真实的边缘，保留该点的比值及方向。由该步骤得到的边缘为细化的零碎边缘段。

进一步，去除一定长度的微小边缘段、或在上述边缘细化的基础上进

行边缘的连接，即可得到 SAR 图像中最终检测的边缘。

由于采用局部区域的均值进行比值图像的计算，一定程度上抑制了 SAR 图像中斑点噪声的影响。

通过边缘检测，我们可得到二值的边缘段。见图 5-7，为上述方法所得到的边缘图像。

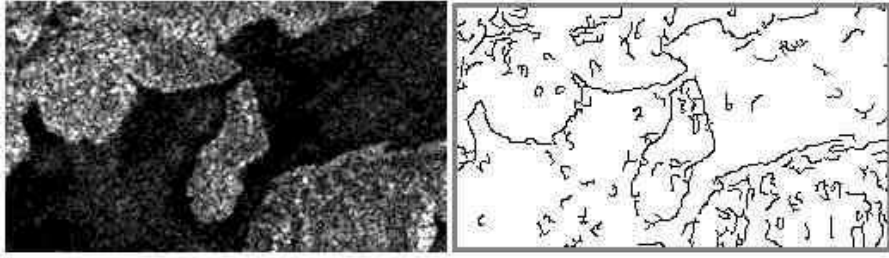


图5-7 基于比值的 SAR 图像边缘检测（图像大小：257× 145；模板：7× 7，4个方向）

5.2.2.3 轮廓模板的定义与边缘段的获取

上二小节中，我们通过基于信息熵的水体提取方法获得了水体的轮廓，它虽没有精确描述水体的边界，但具有很好的连贯性；再者，通过比值模板的方法得到的 SAR 图像的边缘虽精确的反映了水体的边界，但非常的零碎、杂乱。这里，我们借助形态学的膨胀算子，沿分割得到的水体轮廓生成一定宽度的带状模板，通过模板的屏蔽作用，从边缘图像中获取有效区域内的边缘信息，以期得到准确的水体边界信息。

如图 5-8、图 5-9，分别对应 SPOT 图像和 SAR 图像的简单实例。

5.2.2.4 模板屏蔽下的边界提取

通过对零碎、杂乱边缘的后处理，以期得到更为连续的、能有效地描述物体特征的边缘是非常困难的工作。这里，我们用模板屏蔽的方法不仅去掉了许多不需要的边缘段，而且，可以利用已知的模板信息去连接本该相连、但由于噪声在边缘图像中断开的边缘。因此，进一步的工作就是如何基于边界跟踪的思想，实现模板屏蔽下边界的提取。关于边界跟踪的方法有很多，一些较为典型的方法，如文献 [37] [17] 中基于梯度或方向的松弛标记法、以及文献 [55] 的启发式搜索等。

在本文，模板屏蔽下边界信息的提取的基本思路是：首先，在屏蔽图像中

找出所有边缘段的端点；对每一个端点，在给定的区域中，列出所有与其可能相连的端点；计算每一个可能与之相连的端点与该端点的方向，并与模板上对应点切线方向相比较，从而确定此端点应该与和它相邻的哪个端点相连。因此，该方法期望综合利用端点间的距离信息和方向信息，实现关于水体边界连贯、准确信息的提取。由于时间关系，这部分内容没有完成，这将是我們今后进一步的工作。

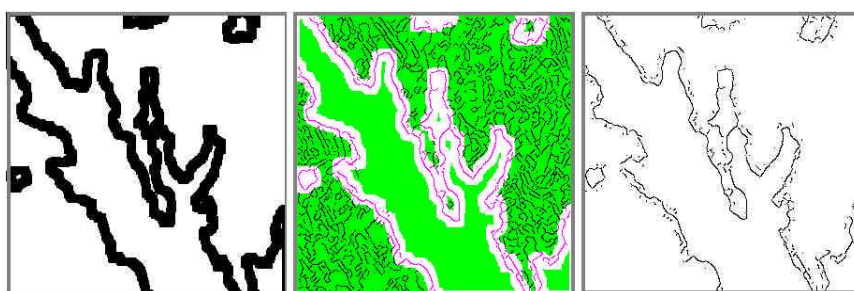


图5-8 SPOT图像模板的生成与边缘屏蔽（对应图 5-2）：左：基于阈值分割得到的水体轮廓模板；中：边缘图像与模板的迭合；右：模板屏蔽下的边缘段

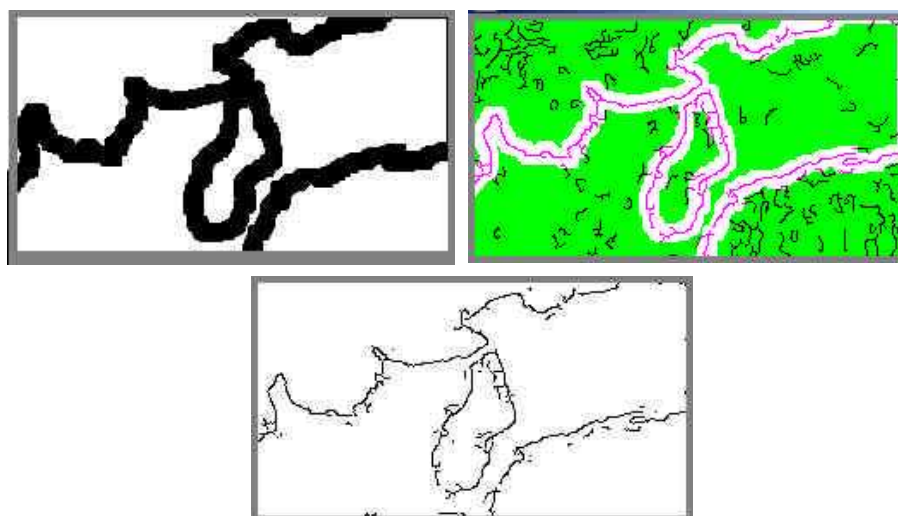


图5-9 SAR图像模板的生成与边缘屏蔽（对应图 5-7）：左上：基于阈值分割得到的水体轮廓模板；右上：边缘图像与模板的迭合；下：模板屏蔽下的边缘段

5.2.3 小结

以上，我们以 SAR图像和光学图像中水体的灰度分布具有弱随机性为假设，给出了一种基于信息熵的水体提取方法。利用信息论中的经验熵将图像中的水域映射为熵值图像中的暗区，通过最优阈值技术实现水体的初始分割；将初始

分割得到的水体轮廓与边缘检测技术结合，提出了一种基于模板的水体边界提取方法。

为了抑制斑点噪声的影响，我们还将比值运算与启发式的双阈值思想结合起来，用于 SAR 图像的边缘检测。

初步的实验结果表明：基于信息熵的水体提取，可以获得边界较为准确的较大面积水域。

将上述方法得到的水体用于多传感器图像的特征匹配还需进一步的工作。为确保工作的连续性，我们在本文的特征提取部分，还对交互式的边缘特征提取进行了尝试，下面我们做进一步的介绍。

5.3 交互式边缘特征提取

交互式特征提取通过人的参与，利用人的高层知识将注意力锁定在图像的特征附近，从而减少了特征提取的盲目性。通过交互式提取方法，能鲁棒地提取用户感兴趣的特征。主动轮廓 (active contour) [40] [1] [83]、智能剪刀 (intelligent scissor) [57] [58] 是两种较为典型的交互式边缘特征提取方法。

下面，我们结合具体的图像实例，对这两种方法进行简单的介绍。

5.3.1 主动轮廓

在 1987 年，Kass 等 [40] 引入了一个具有全局意义的能量最小轮廓，即：主动轮廓。主动轮廓是一种弹性轮廓提取技术，通过人的交互方式，将有关区域轮廓或边缘形状等先验知识与模型交互，从而实现对图像显著特征的描述。此时，弹性轮廓的提取最终归结为能量函数优化问题的描述：首先，通过交互提供图像中某一轮廓的初始形状，定义由内力 (internal energy)、图像力 (image energy) 和外力 (external energy) 等三个分量组成的能量函数。通过内力约束轮廓的形状、图像力将轮廓的各点拖向真实的边缘位置、而外力则利用来自外部信息的反馈作用引导其行为。

典型的主动轮廓方法主要有：变分法 [43]、动态规划法 [1] 以及贪婪算法 [83] 等。相对于前两种方法来说，贪婪算法具有简单易于实现，其原理主要如下：

假定图像 $I(x, y)$ 的一系列顺序的点坐标组成了某一轮廓，表示为一参数化曲线： $C(s) = (x(s), y(s))$, $s = 1, 2, \dots, N$ ，其中 N 为给出的序列点个数。我们

的目的就是由初始的轮廓点通过优化方法确定一个可描述图像中真实轮廓的最优曲线 C^* 。定义关于该轮廓的能量函数：

$$E = \sum_{s=1}^N [\alpha(s)E_{cont} + \beta(s)E_{curv} - \gamma(s)E_{imag}] \quad (5-11)$$

上式中： $\alpha(s)$ 、 $\beta(s)$ 、 $\gamma(s)$ 为各部分能量的权重，三部分能量中 E_{cont} 、 E_{curv} 共同组成了轮廓的内力，其中 E_{cont} 维持轮廓上点的均匀分布，而 E_{curv} 保持轮廓的光滑； E_{imag} 为梯度的幅值，它们对应：

$$\begin{cases} E_{cont} = |C_s - C_{s-1}| - \frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=2}^N |C_i - C_{i-1}| \right) \\ E_{curv} = |C_{s-1} - 2 \cdot C_s + C_{s+1}|^2 \\ E_{imag} = |\nabla I(x(s), y(s))|^2 \end{cases} \quad (5-12)$$

每一次迭代过程，从当前轮廓的每一个点开始，分别确定当前轮廓各点满足能量最小时的收敛位置，从而得到最终满足能量函数最小的收敛轮廓。因此，对于图像中某一具体的边缘特征而言，基于主动轮廓的特征提取是一个并行的过程。

将上述主动轮廓方法分别用于 ERS SAR 图像和 SPOT-P 图像，我们得到如图 5-10 所示的轮廓提取结果。

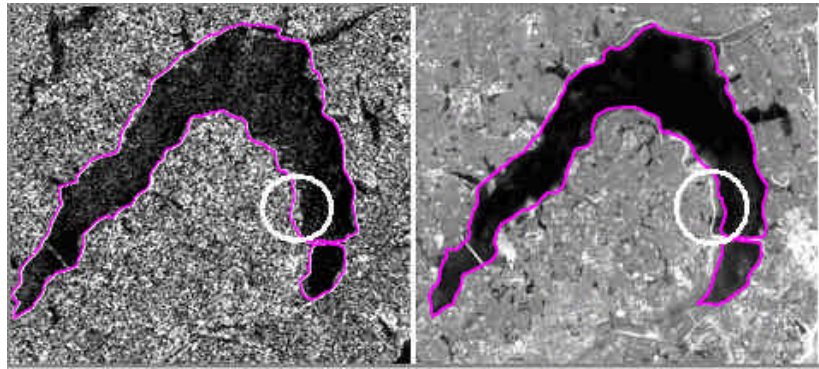


图5-10 采用主动轮廓法得到的特征提取结果（左：SAR图像；右：SPOT图像）

应用实践表明：主动轮廓对初始位置非常敏感，必须小心的选择初始位置；此外，当要提取的图像轮廓为局部区域的弱特征时，出现收敛到局部极值点的现象，甚至发散，造成最终收敛的轮廓与图像的真实轮廓明显不符，正如图 5-10

中圆圈所示 SAR 图像中的过收敛、以及 SPOT-P 图像中的欠收敛现象。

5.3.2 智能剪刀

智能剪刀是 Mortensen 等人 [57] 于 1992 年引入的另一种人工交互式边缘检测算子。在边缘提取过程中，通过人的交互引导，即时地提供初始节点 (node) 和目标节点，在各节点及其邻域点之间生成一种相互链接的图形网络，将图像边缘特征的提取过程演化成为一种基于局部能量函数的全局路径寻优过程，而全局路径的确定则是从初始节点开始，通过寻找各节点到其 8 邻域邻接点的最小局部能量函数的路径开始的。因此，局部能量函数的确定构成了智能剪刀的核心部分。

p 与 q 是图像中的一对邻接点， $l(p, q)$ 表示点 p 到点 q 方向链接路径的局部能量函数，该函数由对应以下图像特征的各部分能量函数加权组成：

$$l(p, q) = w_z \cdot f_z(q) + w_G \cdot f_G(q) + w_D \cdot f_D(p, q) \\ + w_p \cdot f_p(q) + w_I \cdot f_I(q) + w_o \cdot f_o(q) \quad (5-13)$$

其中， w_z 、 w_G 、 w_D 、 w_p 、 w_I 、 w_o 分别为各部分能量函数的权值，它们分别对应 Laplacian 过零点函数 $f_z(q)$ 、梯度幅值函数 $f_G(q)$ 、梯度方向函数 $f_D(p, q)$ 、边缘点像素值 $f_p(q)$ 、链接边缘“内侧 (inside)”像素值函数 $f_I(q)$ 、以及链接边缘“外侧 (outside)”像素值函数 $f_o(q)$ 。由于 $f_z(q)$ 、 $f_G(q)$ 、 $f_D(p, q)$ 的计算无需图像内容的任何先验知识，它们组成了局部能量函数 $l(p, q)$ 的静态部分；而 $f_p(q)$ 、 $f_I(q)$ 、 $f_o(q)$ 的求解需要考虑链接边缘终点 q 一定邻域内的灰度统计信息，因此，它们组成了局部能量函数 $l(p, q)$ 的动态部分。

具有最小局部能量函数的边缘链接路径最终组成了图像的某一边缘特征。当链接路径 \overline{pq} 为点 p 与其邻域内所有各点的链接路径中具有最小局部能量的路径时，即 $l(p, q)$ 最小时，则在点 p 处呈现较强的边缘特性，局部最优路径搜索的结果即为链接路径 \overline{pq} ，进一步的搜索将以 q 为初始节点。

不同于主动轮廓的迭代计算，在基于智能剪刀的方法中，能量函数的路径寻优是一次完成的，不存在初始阈值参数的设定、无需迭代计算。当人为地指定线段的起点和中点时，将会自动地找出两给定点之间的边缘。

而主动轮廓方法则需要提供关于某一边缘的近似形状，以此为初始条件，迭代地确定最小能量函数对应的轮廓，一旦求取的轮廓位置与实际轮廓不符，需重新确定初始轮廓。因此，利用智能剪刀这种交互的边缘提取器，可更为鲁棒地获取图像边缘特征。

在同样的 SAR 与 SPOT 图像上，我们通过智能剪刀得到的区域轮廓如图 5-11 所示。

我们可直观地看出，智能剪刀获取的边缘能准确地反映地物的边缘。

实践表明，采用智能剪刀可以获得较基于贪婪算法的主动轮廓更为准确的边缘特征，且特征的获取更为有效。因此，关于交互式的特征提取，我们将优先选择智能剪刀。

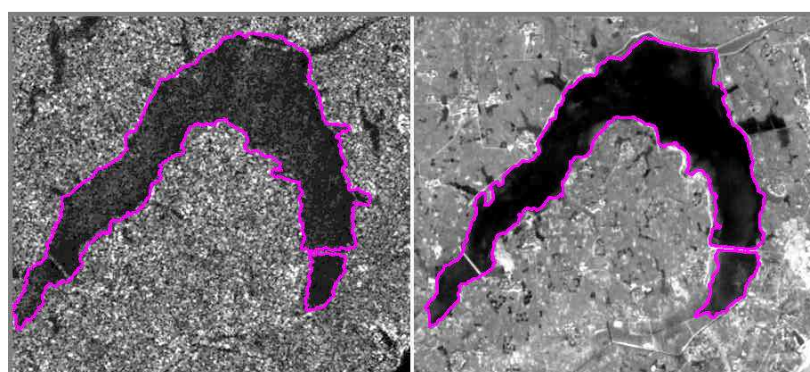


图5-11 采用智能剪刀在雷达图像与光学图像中获取的边缘特征（左：SAR图像；右：SPOT 图像）

5.4 结论

本章主要讨论了 SAR 图像与 SPOT-P 图像的特征提取问题。对于 SAR 图像与光学图像的配准来说，水体是两种图像中最为突出的区域特征，因此，关于区域特征的提取，我们首先给出了一种基于信息熵的水体提取方法，实验表明该方法可有效地用于大区域水体的提取。

为了获得更为准确的水体边界，我们给出了一种基于模板的边界获取方法。基于初始分割获取的水体轮廓，定义轮廓模板，仅考虑模板有效范围内的边缘检测结果，实现水体边界的可靠获取。

由于斑点噪声的影响，使得常规的边缘检测方法在 SAR 图像中只能得到零碎、不规则的边缘段，甚至出现假边缘现象。为此，我们引入基于比值模板的边缘检测方法，由于采用模板区域内均值进行比值的运算，一定程度上抑制了噪声的影响。实验表明，该方法可以获取图像中较为显著的边缘特征。

本章还介绍了两种目前较为流行的交互式边缘特征提取方法：主动轮廓、智能剪刀。相对于主动轮廓而言，智能剪刀综合考虑了图像边缘点处的梯度幅值、方向、过零点以及邻域的灰度特性，通过基于局部能量函数的路径寻优过程一次完成边缘特征的准确、有效提取，为 SAR 图像和 SPOT 图像的特征获取提供了一个新的途径。最终，我们将智能剪刀用于特征提取，所得到的边缘、轮廓等特征为我们进一步进行多传感器图像配准工作提供了很好的数据保证。

第六章 基于多层特征匹配的多传感器卫星图像

精细化配准技术的研究

6.1 引言

在第三章，我们确定了本文多传感器卫星图像配准技术的研究方案，并围绕“图像配准技术研究”这一主题，做了部分相关工作：图像的预处理以及特征提取。本章，我们将针对雷达图像与光学图像配准技术的研究展开论述，主要内容如下：

- 基于多层特征匹配的多传感器卫星图像精细化配准技术的研究。这部分工作主要侧重于富含同名特征图像区域的自动配准，和配准效果的改善 (registration refinement)。
- 图像配准效果的评价。
- 局部特征丰富区域配准模型的自适应扩展。

本章的研究重点在于第一部分，即：基于多层特征匹配的精细化配准技术的研究，其配准方案的主体框架如见图 6-1，相关的配准流程是一个由粗至精、配准精度不断改善的过程，其核心部分主要为：基于区域特征的粗匹配；基于参数化曲线 (NURBS) 的精匹配。它们分别组成了本章的第二、三节。

第四节将以精细化配准的实验数据为例，探讨图像配准效果的评价，并用于我们精细化配准技术的评判。

第五节是关于局部区域精细化配准模型在大范围遥感图像配准适应性扩展的讨论。最后是本章的结论。

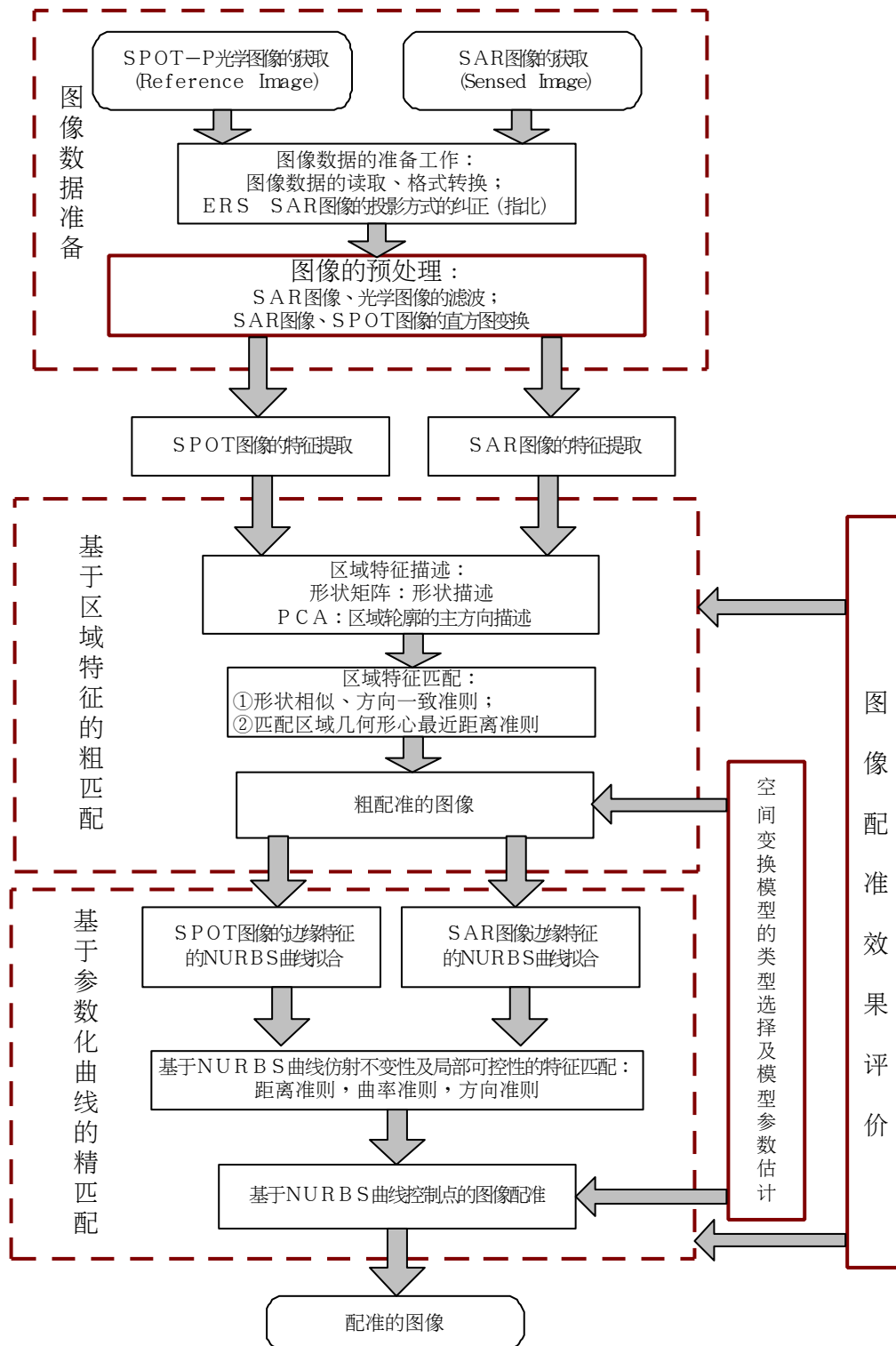


图6-1 基于多层特征匹配的多传感器卫星图像精细化配准流程

6.2 基于区域特征的雷达图像与光学图像的粗匹配

6.2.1 引言

基于区域特征的粗匹配是我们精细化配准工作的第一步，主要目的在于：获取图像间空间变换的一个初始模型，其精度可能不高，但可大致描述两幅图像间的变换。根据图像成像原理和我们的经验表明，初始模型可以用一个全局的仿射变换表示，反映了两幅图像获取时的观察点、观察方向、分辨率不同而引起的比例、旋转与平移。到目前为止，雷达图像与光学图像的粗匹配主要存在以下几种方法：手动匹配、基于卫星成像几何参数 [63] [73] [16] 的初始化匹配、基于星历表数据（ephemeris data）的相对校正 [13] 等。

➤ 手动匹配

利用手选控制点估计图像之间的空间变换模型，实现图像间的粗匹配。手动方法中，同名点的确定与人的经验等主观因素有关。在几种典型的 SAR 图像与光学图像配准方法中，其粗配准部分大多是基于手动的 [48] [13]。

➤ 基于卫星成像参数的粗匹配

这种方法主要是利用遥感平台的飞行参数，以及一系列借助地面控制点（GCP: Ground Control Points）提供的高度数据，实现两图像的粗匹配。在文献 [16] 中，该方法主要是利用 RADARSAT 卫星获取的 SAR 图像作为基准图像，实现对 SPOT 图像的几何校准。匹配过程中需要提供两图像间共有的 GCP 数据，且匹配精度与提供的 GCP 数据有关。

➤ 基于星历表数据的相对校正

主要是针对整景卫星图像的相对校正而言，匹配过程是自动完成的。整景卫星图像附带的文件头内，提供了关于成像区域的四个角以及景域中心的经纬度等辅助数据，利用这些信息可以将两个不同的图像统一到地面坐标系，从而实现图像间的粗校正。但是，SPOT 图像借助于星历表提供的辅助数据只能获得 50 个像素左右的定位精度，转化成地面的距离为 500 米。P. Dare 曾在其论文工作中，针对 12.5 米空间分辨率的 SAR 图像和 10 米分辨率的 SPOT 图像的初始匹配，将该方法与手动方法比较，得到了非常糟糕的结果，甚至得出结论：星历表数据可帮助用户确定两图像共有的成像区，但不适合 SAR 图像与 SPOT 图像

的粗配准。

上述三种方法中，后两种方法虽可实现自动，但需提供卫星成像参数或星历表等其它辅助数据，不适合辅助数据未知的情况；理论上，手动方法的匹配精度可达 5 个像素左右 [48]，但主要依赖人的参与，不适合大数据量的应用场合。

为此，本文关于雷达图像与光学图像配准技术的研究，主要侧重于以下几点：①希望减少人的干预，倾向于自动方法的研究；②兼顾卫星成像参数或其它辅助数据未知的情况，更倾向基于图像处理技术的配准方法研究；③提高图像配准的精度。

通常，图像中包含的底层特征主要为点、线、区域以及轮廓等。考虑到形状信息所表达的内容以及我们课题研究的应用背景——“水灾分析和决策支持”，在图像数据对应的成像区域中必然存在明显的水域。根据第二章关于雷达图像及 SPOT 图像辐射特性的分析，我们知道：水体是雷达图像和光学图像所共有的、显著区域特征。因此，以雷达图像和光学图像中存在丰富的水体特征为前提条件，我们确定了以水体的区域和边界作为自动匹配的特征。

我们的粗匹配工作主要由以下几个部分组成：特征的提取及描述、基于 PCA 和形状矩阵相似度的区域匹配、变换模型参数的估计和图像的粗配准。以下我们将分别展开论述。

6.2.2 特征提取

在本文第五章，我们确定了区域特征的两种提取方案：基于分割方法的自动提取、以及交互式的线状特征提取（主要为智能剪刀）。本章主要是以智能剪刀得到的封闭轮廓和边缘段为图像配准所需的特征，因此在本章关于精细化配准所用的图像数据中，基于智能剪刀的特征提取在粗配准之前就已经完成。

下面，我们将讨论上述来自两幅图像的区域或区域多边形的属性描述以及匹配。

6.2.3 区域特征的描述及匹配

本节目的：选择合适的区域特征描述子；在此基础上，建立区域特征的相似度度量准则，确定同名区域；由同名区域的几何形心估计图像间的全局变换模

型，最终实现 SPOT图像与 SAR图像的粗配准。

6.2.3.1 区域特征的描述

图像中的区域特征应该是对地物目标的形状表述。待配准的图像间存在如：缩放、平移、旋转等几何变换，因此图像中的关于区域特征的描述也应该具有旋转、平移、比例等几何不变性。通常符合上述不变性要求的形状描述方法主要有：傅立叶描述子（FD: Fourier Descriptor [28]）、仿射不变矩（AMI: Affine Moments Invariants）[19] [20]以及区域轮廓的链码、主方向、形状矩阵（shape matrix）[21]等。

在这里，主要考虑以下几种关于区域特征的形状描述方法：形状矩阵、基于 PCA的主方向。

➤ 形状矩阵

形状矩阵最初用于平面的形状识别。利用形状矩阵可以将来自不同图像、形状各异、大小不一的区域特征统一到相同的坐标空间进行形状的相似比较。

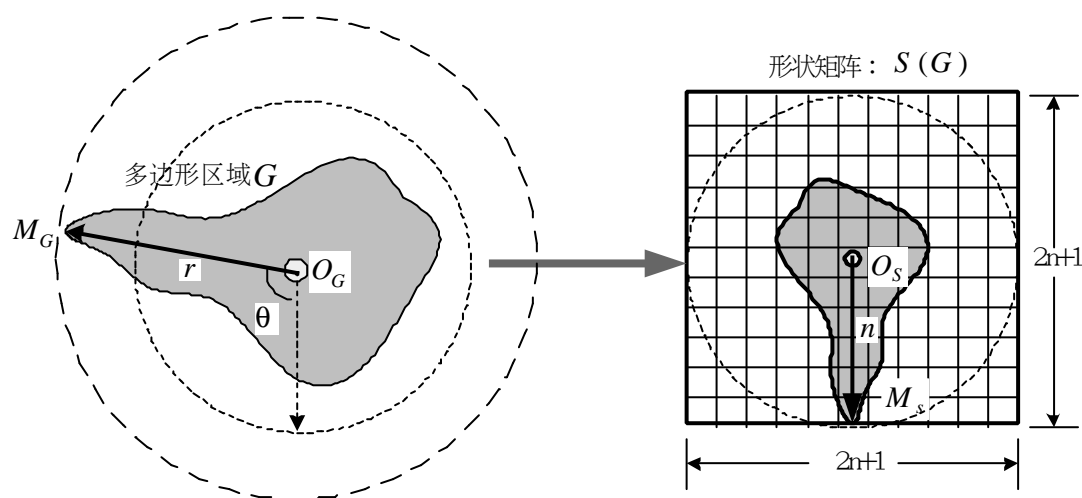


图6-2 形状矩阵构造示意图

如图 6-2所示，左图的多边形区域 G ，与右图中 $(2n+1) \times (2n+1)$ 大小的形状矩阵 $S(G)$ 相对应。 $S(G)$ 是以多边形区域 G 为有效区域的部分区域经相似变换得到。其求解方法如下：

- ①确定研究对象 G 的重心 $O_G = (x_o, y_o)$ ；

②在研究对象 G 所在目标区域确定点 M_G ，使：

$$\begin{cases} M_G \in G \\ M_G = (x_m, y_m) \\ r = d(M_G, O_G) = \max_{M'_G \in G} (d(M'_G, O_G)) \end{cases} \quad (6-1)$$

其中 r 为多边形区域 G 的长半径。

③规定形状矩阵的中心 $O_S = (u_o, v_o)$ 以及形状矩阵的下侧边界中心点 M_S 分别为以 O_G 为中心、 r 为半径、以 G 为有效区域的对象经相似变换 $T(\rho, \theta)$ 后得到的关于 O_G 、 M_G 映射位置，其中 θ 为 $\overrightarrow{O_S M_S}$ 关于 $\overrightarrow{O_G M_G}$ 的旋转角。

因而，对于 $(2n+1) \times (2n+1)$ 大小的形状矩阵 $S(G)$ ，对于任意 $S_{u,v} \in S(G)$ ，它在区域对象 G 所在图像内对应点为 $P_{x,y}$ ，则 $T[P_{x,y}] = S_{u,v}$ 。于是有：

$$S_{u,v} = \begin{cases} 1, & \text{若 } P_{x,y} \in G \\ 0, & \text{若 } P_{x,y} \notin G \end{cases} \quad (6-2)$$

以上给出了形状矩阵求解的主要步骤。从上述形状矩阵的确定方法中，我们可以看出：只有图像的区域特征存在唯一的主轴时，采用形状矩阵描述多边形的区域才不具有二义性。最终，可通过形状矩阵的形式，将来自雷达图像和光学图像的区域特征进行相似性比较。此外，相似变换模型的旋转角为区域特征的匹配提供了进一步的约束条件。

➤ 基于 PCA (Principle Component Analysis) 方法区域轮廓主方向分析

对于图像中的区域对象 G ，我们通过 PCA 法确定了区域对象的主轴方向 α_G 。

设 (u_i, v_i) ， $i=1, \dots, n$ 为区域 G 的一系列轮廓点，则它们构成了二维随机矢量 $X = (u, v)^T$ 的 n 个样本点，其均值矢量为 $\bar{X} = E[X]$ ，协方差矩阵 $C_X = E[(X - \bar{X}) \cdot (X - \bar{X})']$ ，存在正交变换 $T = [t_1 \ t_2]$ ，使：

$$C_X \cdot t_i = \lambda_i \cdot t_i, \quad i=1, 2 \quad (6-3)$$

其中, λ_i , $i=1,2$ 为矩阵 C_X 的特征值, t_i 为矩阵 C_X 对应 λ_i 的特征矢量。若区域轮廓存在唯一长轴时, 则通过上述正交变换, 对应 λ_i 值最大的特征矢量 t_i 方向即为该区域对象的主轴方向。

以上是本文在图像的粗匹配阶段采用的两种区域特征描述方法。下面, 我们给出基于上述描述方法的相似性度量策略。

6.2.3.2 相似性度量及初始匹配

假定来自参考图像 R (SPOT-P 光学图像) 以及测试图像 S (SAR 图像) 中一系列区域特征, 分别为 $\{G_{Rj} : j=1,2,\dots,l\}$ 、 $\{G_{Si} : i=1,2,\dots,m\}$, 其中 l 、 m 分别为两图像中区域对象的数量。则关于区域特征 G_{Rj} 、 G_{Si} 的相似性度量主要基于以下两方面的准则, 即: 形状相似性准则、方向一致性准则, 分别叙述如下。

➤ 形状相似性准则

若 $S(G_{Rj})$ 、 $S(G_{Si})$ 分别为区域对象 G_{Rj} 、 G_{Si} 的形状矩阵, 则基于形状矩阵的区域形状相似性度量如下:

$$P_S(i, j) = 1 - \frac{1}{(2 \cdot n + 1)^2} \cdot \sum_{u=1}^{2 \cdot n + 1} \sum_{v=1}^{2 \cdot n + 1} |S_{u,v}(G_{Rj}) - S_{u,v}(G_{Si})| \quad (6-4)$$

上式中, $0 \leq P_S(i, j) \leq 1$, 当且仅当区域对象 G_{Rj} 、 G_{Si} 形状完全一致时 $P_S(i, j) = 1$ 。在实际应用时, 我们不仅要考虑形状的相似性, 同时也要保证图像中, 匹配的区域特征是一一对应的关系, 在此, 我们指定阈值 SM_{thresh} , 对于任意一对区域对象 G_{Rj} 、 G_{Si} , 当且仅当它们满足下列条件:

$$\begin{cases} j = \operatorname{argmax}_{0 \leq k \leq l} (P_S(i, k)) \\ i = \operatorname{argmax}_{0 \leq k \leq m} (P_S(k, j)) \\ P_S(i, j) \geq SM_{thresh} \end{cases} \quad (6-5)$$

我们认为 G_{Rj} 、 G_{Si} 为一对候选的形状相似区域。但是, 当图像中各给定的区域特征之间存在多个形状相似的情况时, 上述条件还不能保证得到的候选匹配区域为真正的同名区域, 这时, 需进一步考虑方向的约束。

➤ 方向一致性准则

若区域对象 G_{Rj} 、 G_{Si} 为一对同名区域特征（即：它们不仅是匹配的，而且对应成像区域的相同地物），则二者的主方向的相对旋转角与它们各自图像坐标系的相对旋转角 $\theta_{rotation}$ （即：测量图像相对于参考图像坐标系的几何旋转）具有方向的一致性。基于该准则，我们有以下两个方面的约束。

① 长半径相对旋转的一致性。

若 θ_{Rj} 、 θ_{Si} 分别为对象 G_{Rj} 、 G_{Si} 的形状矩阵求解过程中长半径的旋转角

（如图 6-2 所示由 $O_G M_G$ 开始的逆时针旋转 θ 角方向）。即：

$$\begin{cases} P_{\theta}(i, j) = \theta_{Si} - \theta_{Rj} \\ |P_{\theta}(i, j) - \theta_{rotation}| \leq \theta_{thresh} \end{cases} \quad (6-6)$$

② 匹配区域的主方向一致性。

若基于 PCA 方法得到区域对象 G_{Rj} 、 G_{Si} 的主轴方向分别为 β_{Rj} 、 β_{Si} ，则：

$$\begin{cases} P_{\beta}(i, j) = \beta_{Si} - \beta_{Rj} \\ |P_{\beta}(i, j) - \theta_{rotation}| \leq \theta_{thresh} \end{cases} \quad (6-7)$$

式 6-6、式 6-7 中， θ_{thresh} 为根据经验设定的阈值。

利用上述 $P_{\theta}(i, j)$ 、 $P_{\beta}(i, j)$ 信息，由聚类方法得到 $\theta_{rotation}$ 、

这两种方向的一致性约束可避免区域轮廓主轴方向的多义性而引起的错误的对应关系。

➤ 粗匹配的算法实现

为获取充足的同名特征，我们将分层匹配策略引入区域特征的匹配，主要分两个步骤。

STEP1：基于形状相似和方向一致准则的区域匹配

来自参考图像 R 和测量图像 S 的各个区域特征 G_{Si} 、 G_{Rj} （ $i=1,2,\dots,m$ ； $j=1,2,\dots,n$ ），随着 i 、 j 的取值不同，关于 $P_S(i, j)$ 、 $P_{\theta}(i, j)$ 以及 $P_{\beta}(i, j)$ ，我们可得到 $m \times n$ 个可能的取值，同时满足式 6-5、式 6-6、式 6-7 确定的匹配区域集合的交集即为粗匹配阶段获得的初始匹配区域。

将这一阶段获得的初始匹配区域几何形心作为控制点，可估计该步骤的仿射变换模型。

这里，需要说明的是，当匹配的区域特征少于三对时，我们仍然可以用相似变换进行粗匹配阶段空间变换模型的初始估计。方法是：首先由方向一致准则估计出 $\theta_{rotation}$ ，然后，由匹配区域的几何形心估算平移及缩放参数，由此，得到关于相似变换模型的估计。

STEP2: 基于区域形心最近距离准则的区域匹配

事实上，待匹配的两图像成像时间的不一致，使得成像时间间隔内，地物发生局部变化，对应区域特征存在局部变换，由此可引发区域对象的长半径位置的不一致性。因此，上述条件虽可保证区域匹配的可靠性，但存在同名区域形状矩阵的不一致性，因而，STEP1 的匹配过程存在漏过一些正确匹配区域的可能，只能得到部分的名同区域。

在这一步，我们进一步将 STEP1 得到仿射变换模型再适用到各个区域对象的几何中心，通过最近距离法，最终得到粗匹配阶段的一一对应的匹配区域，即：同名区域。

将上述同名区域的几何中心作为控制点，采用最小二乘法，确定两图像所在坐标系的空间变换模型。若 SPOT图像、SAR图像所在坐标系分别为参考坐标系 R 、测量坐标系 S ，则两图像坐标系的正向(*forward*)及逆向(*inverse*)全局空间变换模型分别在齐次坐标系下，表示为矩阵相乘： $R = B \cdot S$ 以及 $S = A \cdot R$ ，即：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-8)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-9)$$

上式中， $R = [x \ y \ 1]^T$ ， $S = [X \ Y \ 1]^T$ ， a_{11} 、 a_{12} 、 a_{13} 、 a_{21} 、 a_{22} 以及 b_{11} 、

b_{12} 、 b_{13} 、 b_{21} 、 b_{22} 、 b_{23} 分别为变换矩阵 A 、 B (其中: $A \cdot B = I$) 的系数。

进而, 我们可实现 SAR 图像坐标的空间变换、以及灰度插值, 最终实现以 SPOT-P 光学图像为参考图像、SAR 图像为测量图像的几何粗配准。

下面, 我们将针对本文第二章确定的两组水域较多的图像数据, 分别应用上述基于区域特征的粗匹配方法, 给出实验结果及相关说明。为了定量地估计图像在粗匹配阶段的精度, 在缺乏基准点的情况下, 通过人工交互的方式, 我们手选了 19~24 对测试点, 进行配准精度的估计, 相关分析参见本文 6.2.4 节。

6.2.4 实验结果

基于区域特征匹配的初始化配准实验数据主要分成两组。

➤ 第一组实验数据

● 特征提取

我们采用基于手工交互的智能剪刀分别在图 2-8、2-9 所示的 SAR 图像 (测量图像) 及 SPOT-P 图像 (参考图像) 中获取了一系列开放或封闭的轮廓, 标记分别如图 6-3、图 6-4 所示, 图像中标号分别表示特征匹配过程中封闭轮廓的序号。

● 特征匹配

关于区域特征的描述, 我们首先根据上述边界的封闭轮廓得到了对应的封闭区域, 统一规定形状矩阵的大小为 101×101 , 得到 SPOT-P 图像以及 SAR 图像中各个封闭轮廓的形状矩阵分别如图 6-5 左图、右图所示, 图中形状矩阵标号分别与图 6-3、图 6-4 轮廓标号一致。

根据式 6-4, 我们得到 SPOT 图像及 SAR 图像任意一对封闭轮廓的形状矩阵 $S(G_{Rj})$ 、 $S(G_{Si})$ 相似系数 $P_s(i, j)$, 此处 $i = 1, 2, \dots, 6$; $j = 1, 2, \dots, 6$ 。此外, 我们还得到形状矩阵求解过程中长半径相对旋转角 $P_\theta(i, j)$ 以及区域轮廓主方向夹角 $P_\beta(i, j)$ 。

第一组图像数据中, 关于 $P_s(i, j)$ 、 $P_\theta(i, j)$ 以及 $P_\beta(i, j)$ 的计算分别见表 6-1、表 6-2 以及表 6-3。

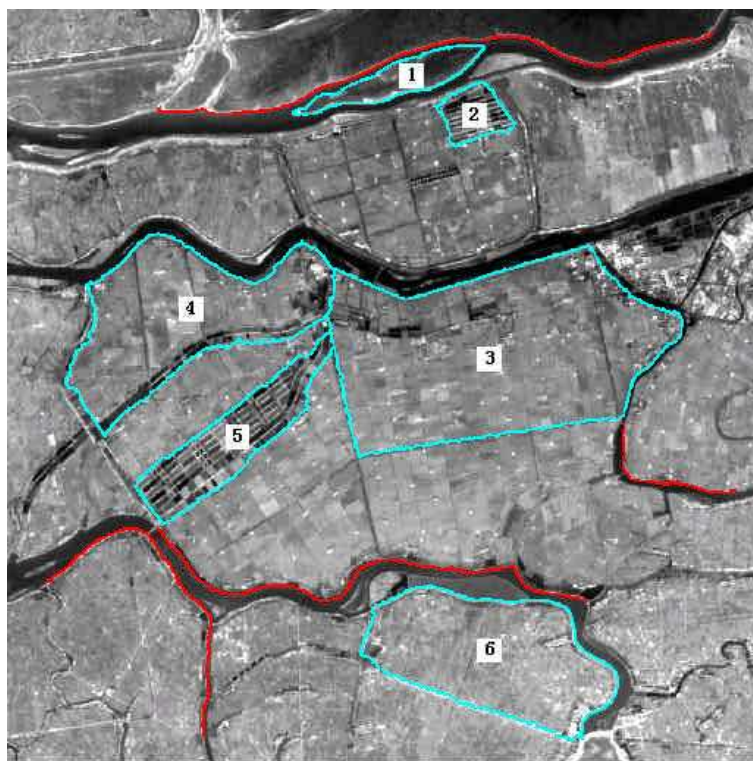


图6-3 采用智能剪刀在 SPOT图像中获取的边界

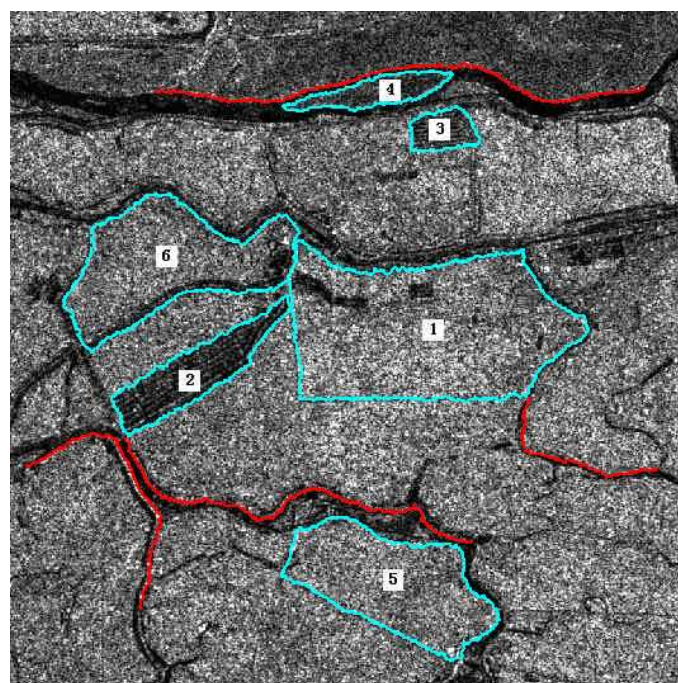


图6-4 采用智能剪刀在 SAR图像中获取的边界

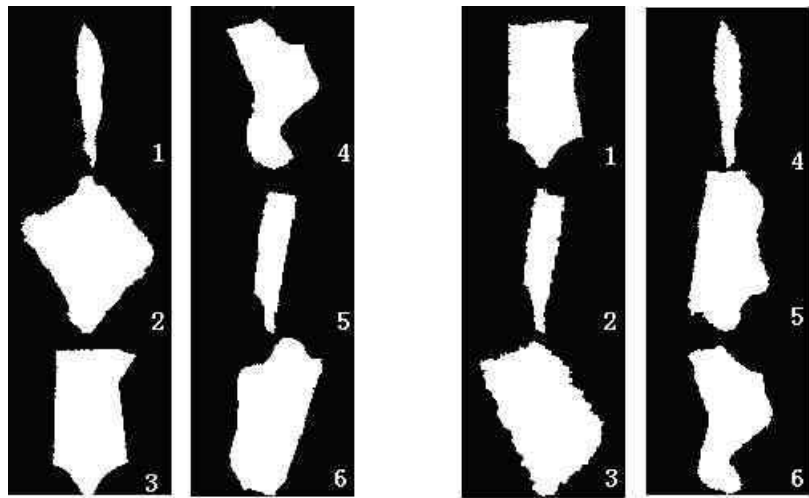


图6-5 第一组图像中各封闭轮廓的形状矩阵（左：SPOT-P；右：SAR）

指定形状相似系数的阈值 $SM_{thresh} = 0.88$ ；根据表 6-3的数据，通过聚类方法得到 $\theta_{rotation} = 8^\circ$ 。取阈值 $\theta_{thresh} = 4^\circ$ 。由上述数据，我们依据式 6-5、式 6-6、以及式 6-7的约束，分别得到表 6-1、表 6-2、表 6-3黑框所示集合。

由上述集合的交集，我们得到初始匹配区域如表 6-4。

我们将初始匹配区域的几何形心作为同名点，估计仿射变换模型，再分别适用于 SAR图像中各区域特征的形心，由最近距离法，我们得到最终匹配区域标号如表 6-5示，与目视结果一致。

表6-1 基于形状矩阵的形状相似系数 (SAR: 768× 768; SPOT-P: 896× 896)

$P_s(i, j)$		SAR图像封闭轮廓序号 i					
		1	2	3	4	5	6
SPOT图像 封闭轮廓 序号 j	1	0.766	0.947	0.683	0.991	0.753	0.824
	2	0.845	0.711	0.880	0.675	0.829	0.803
	3	0.983	0.799	0.847	0.762	0.929	0.872
	4	0.865	0.846	0.829	0.822	0.851	0.965
	5	0.802	0.987	0.722	0.945	0.795	0.852
	6	0.895	0.783	0.775	0.742	0.906	0.853

表6-2 长半径相对旋转角(SAR：768×768；SPOT-P：896×896)

$P_{\theta}(i, j)$ (度)		SAR图像封闭轮廓序号 <i>i</i>					
		1	2	3	4	5	6
SPOT图像 封闭轮廓 序号 <i>j</i>	1	-163	159	-144	8	-144	-177
	2	-14	-52	6	157	5	-28
	3	9	-29	28	180	28	-5
	4	17	-21	36	-172	36	6
	5	47	8	66	-142	60	33
	6	179	141	-162	-10	-160	165

表6-3 基于 PCA法得到的区域轮廓主方向夹角 (SAR：768× 768； SPOT-P：896× 896)

$P_{\beta}(i, j)$ (度)		SAR图像封闭轮廓序号 <i>i</i>					
		1	2	3	4	5	6
SPOT图像 封闭轮廓 序号 <i>j</i>	1	21	-15	13	8	42	4
	2	-1	-36	-9	-14	20	-18
	3	8	-28	0	-5	29	-9
	4	24	-12	16	11	45	7
	5	44	8	35	31	64	27
	6	-15	-51	-24	-28	7	-32

表6-4 由形状相似和方向一致准则得到的同名区域

匹配序号	来自 SAR图像封闭轮廓序号	来自 SPOT图像封闭轮廓序号
1	1	3
2	2	5
3	4	1
4	6	4

表6-5 匹配区域 (SAR: 768× 768; SPOT-P: 896× 896)

匹配序号	SPOT图像封闭轮廓序号 及几何中心 (x, y)	SAR图像封闭轮廓序号 及几何中心 (X,Y)	(X,Y) 经仿射变换后 在 SPOT图像的位置 (x ¹ , y ¹)
1	1 (454.16, 86.40)	4 (405.30 92.22)	(450.98, 8.6.57)
2	2 (553.98 125.54)	3 (489.89 136.64)	(559.46, 127.71)
3	3 (570.64, 406.05)	1 (464.27 355.35)	(565.12, 402.53)
4	4 (219.79, 367.42)	6 (187.84, 288.70)	(223.63, 365.26)
5	5 (277.57, 499.40)	2 (214.44, 402.61)	(274.33, 501.86)
6	6 (576.29, 769.40)	5 (435.09, 648.69)	(578.92, 770.28)

将匹配区域的几何形心作为控制点，则粗配准阶段 SAR图像坐标系(X,Y)与 SPOT-P图像坐标系 (x,y) 的全局变换模型的如下：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.1954 & 0.1659 & -48.8040 \\ -0.1635 & 1.2374 & 38.7347 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-10)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.8201 & -0.1102 & 44.6612 \\ 0.1083 & 0.7935 & -25.3280 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-11)$$

● 配准结果

将上述模型适用于 SAR 图像，经坐标变换及灰度插值，则得到参考图像坐标系 (SPOT-P图像坐标系) 中，关于 SPOT-P图像与 SAR图像的配准部分快视图分别如图 6-6上、下图。

将粗配准部分的轮廓特征在 SPOT图像坐标系迭合，结果如图 6-7所示。

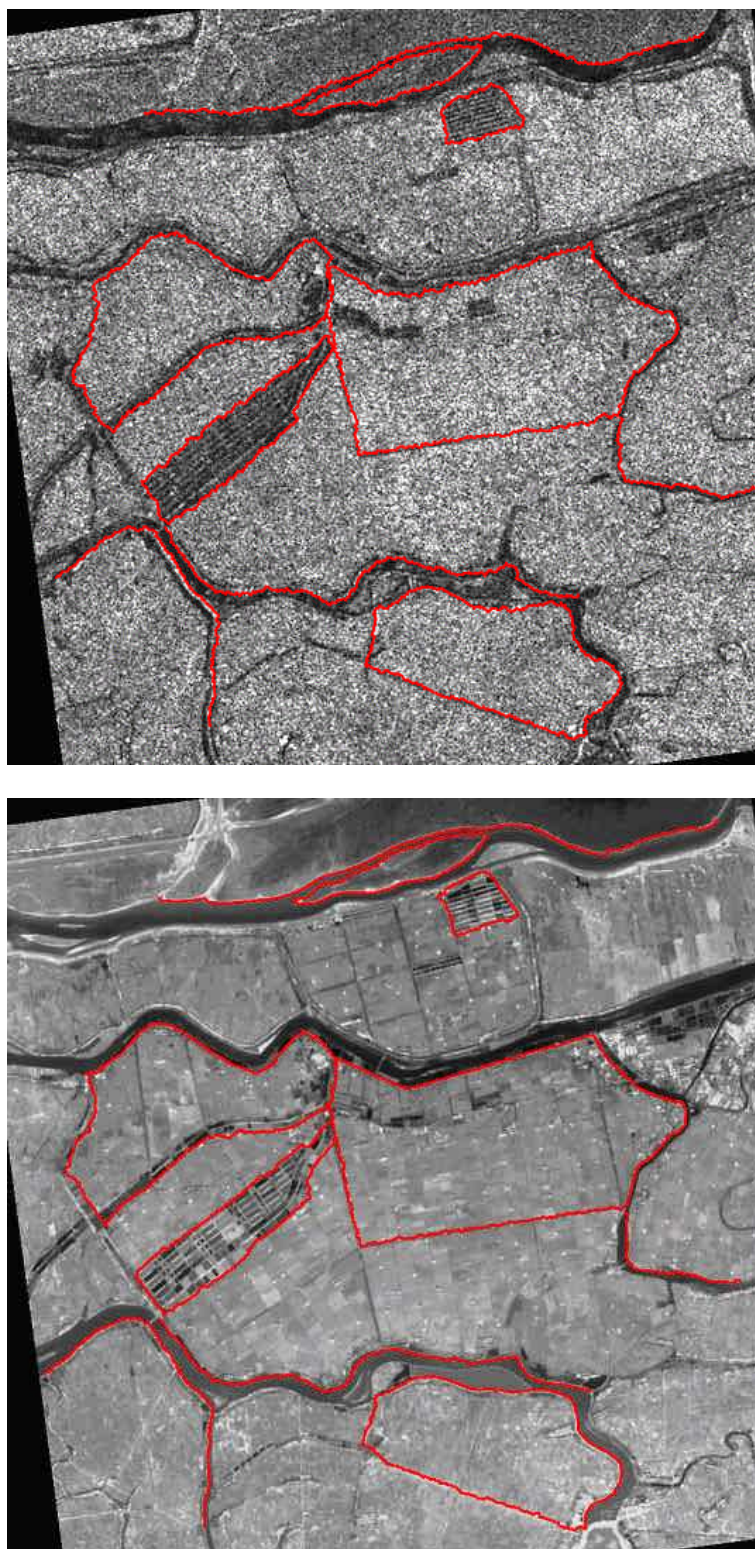


图6-6 SAR图像及 SPOT图像的粗配准部分（上图，SAR图像；下图，SPOT图像）

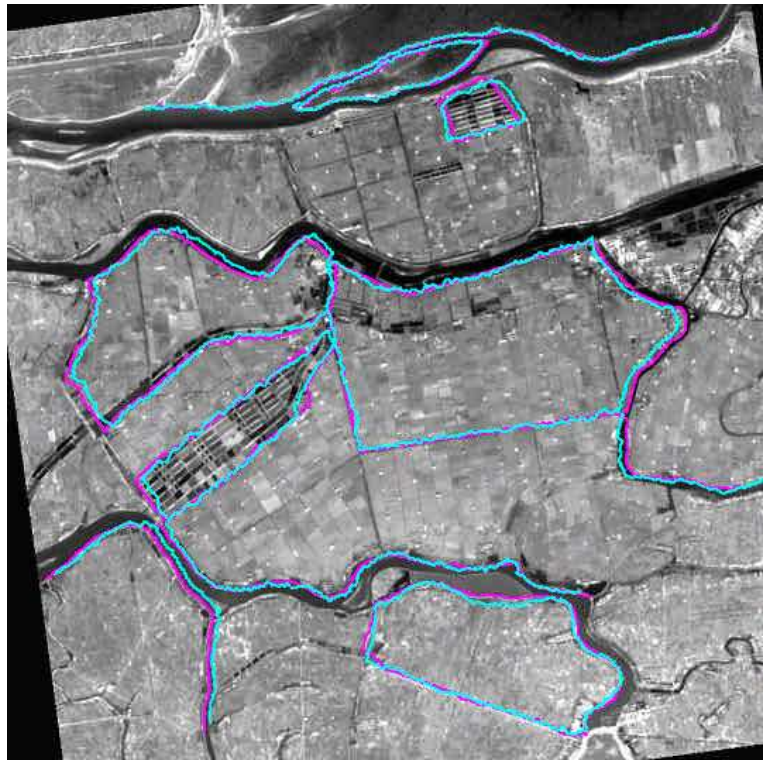


图6-7 粗配准部分的边界特征在 SPOT图像坐标系迭合 红：来自 SPOT-P图像；绿：来自 SAR图像)

➤ 第二组实验数据

● 特征提取

基于手工交互的智能剪刀分别在图 2-10、2-11所示的 SAR图像（测试图像）及 SPOT-P图像（参考图像）中获取轮廓，标记分别如图 6-8、图 6-9所示。

● 特征匹配

同样，在区域特征的描述部分，得到 SPOT-P图像以及 SAR图像中各个封闭轮廓的形状矩阵分别如图 6-10左图、右图所示，其中形状矩阵的标号与图 6-8、图 6-9一致。

根据式 6-4，我们得到 SPOT图像及 SAR图像任意一对封闭轮廓的形状矩阵 $S(G_{Rj})$ 、 $S(G_{Si})$ 相似系数 $P_s(i, j)$ ，此处 $i = 1, 2, \dots, 10$ ； $j = 1, 2, \dots, 10$ 。此外，我们还得到形状矩阵求解过程中长半径相对旋转角 $P_\theta(i, j)$ 以及区域轮廓主方向夹角 $P_\beta(i, j)$ 。第二组图像数据中，关于 $P_s(i, j)$ 、 $P_\theta(i, j)$ 以及 $P_\beta(i, j)$ 的计算分别见表 6-6、表 6-7以及表 6-8。

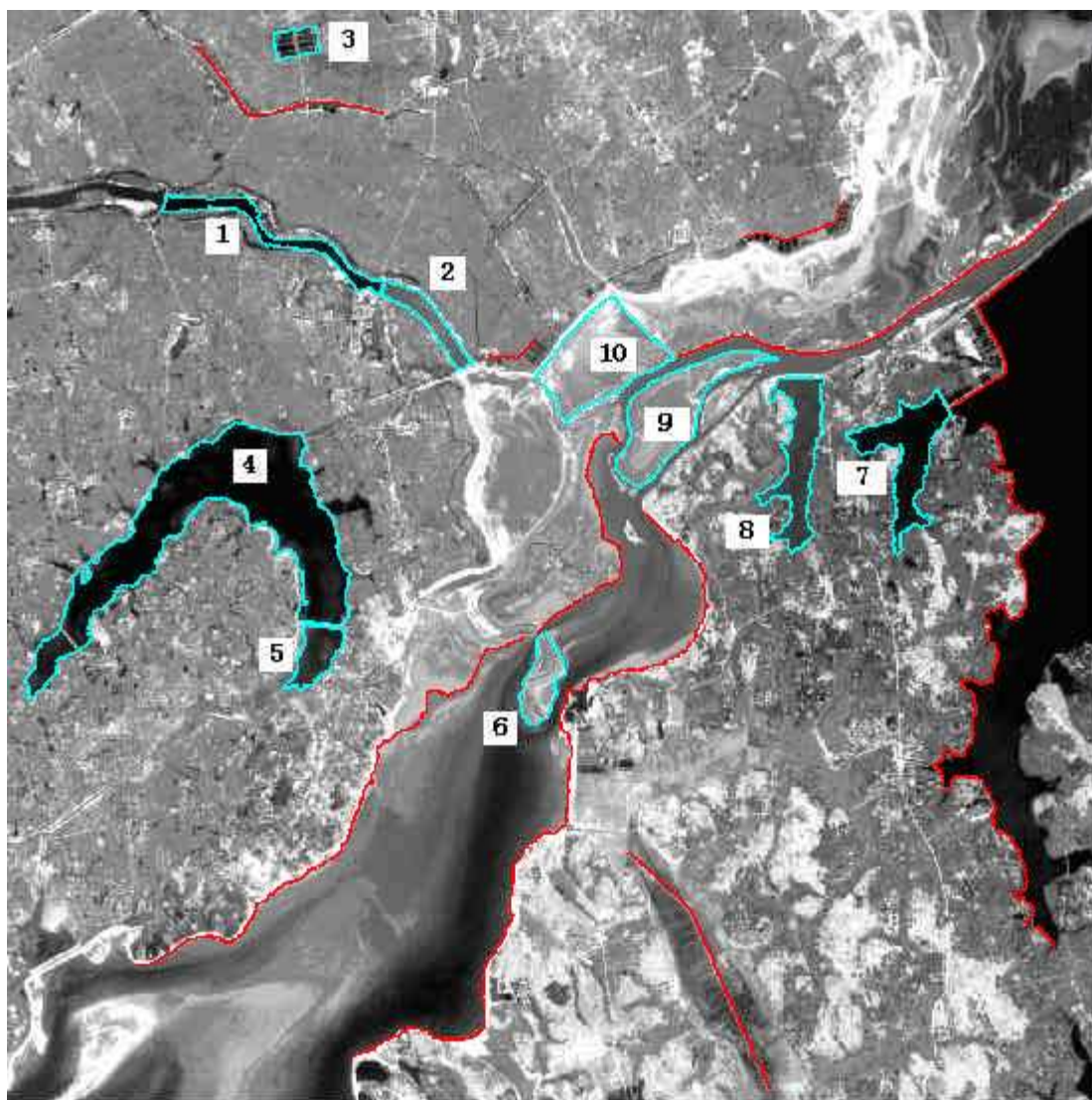


图6-8 采用智能剪刀在 SPOT图像中获取的边界 (1280× 1280)

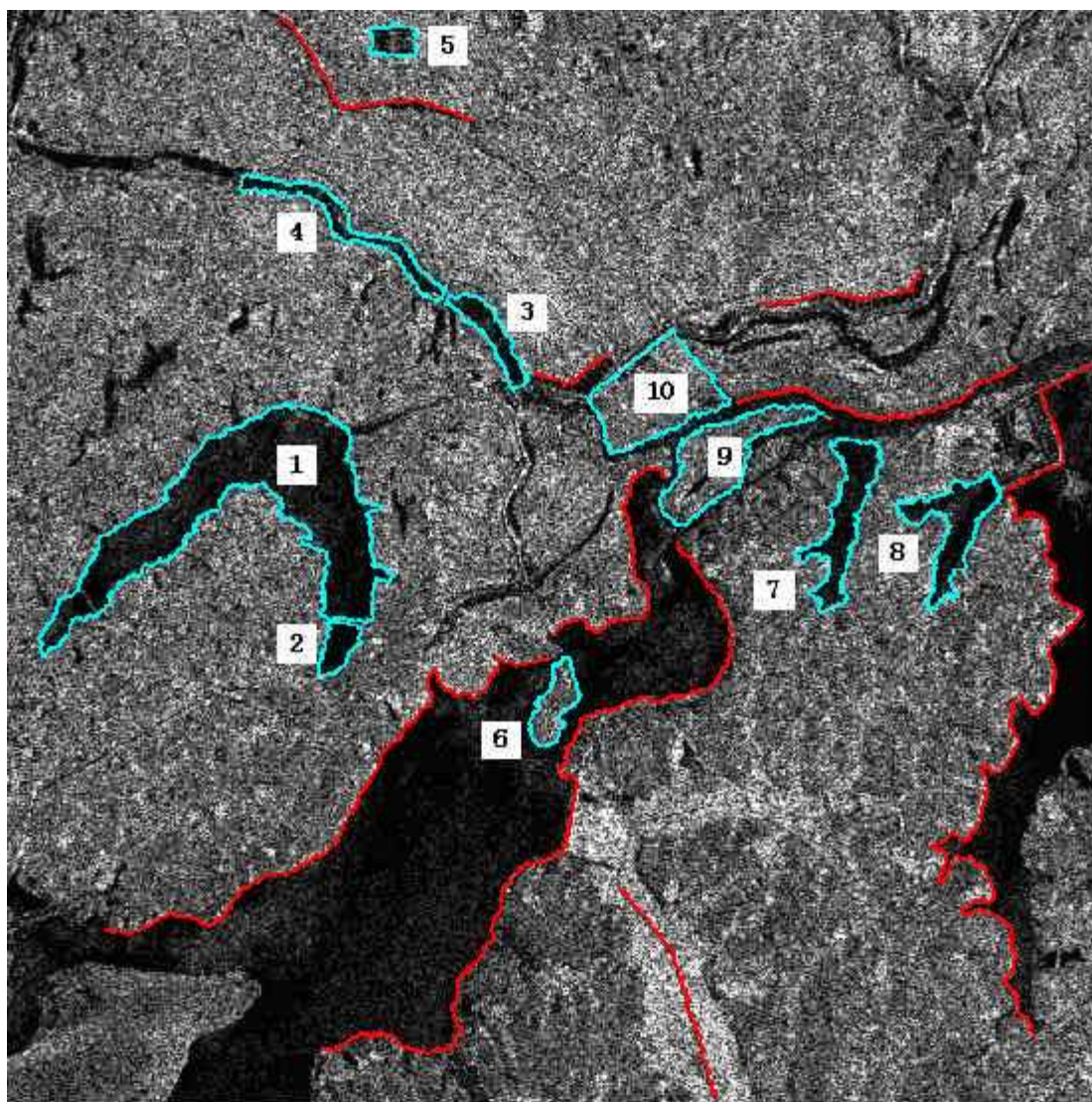


图6-9 采用智能剪刀在 SAR图像中获取的边界 (1024× 1024)

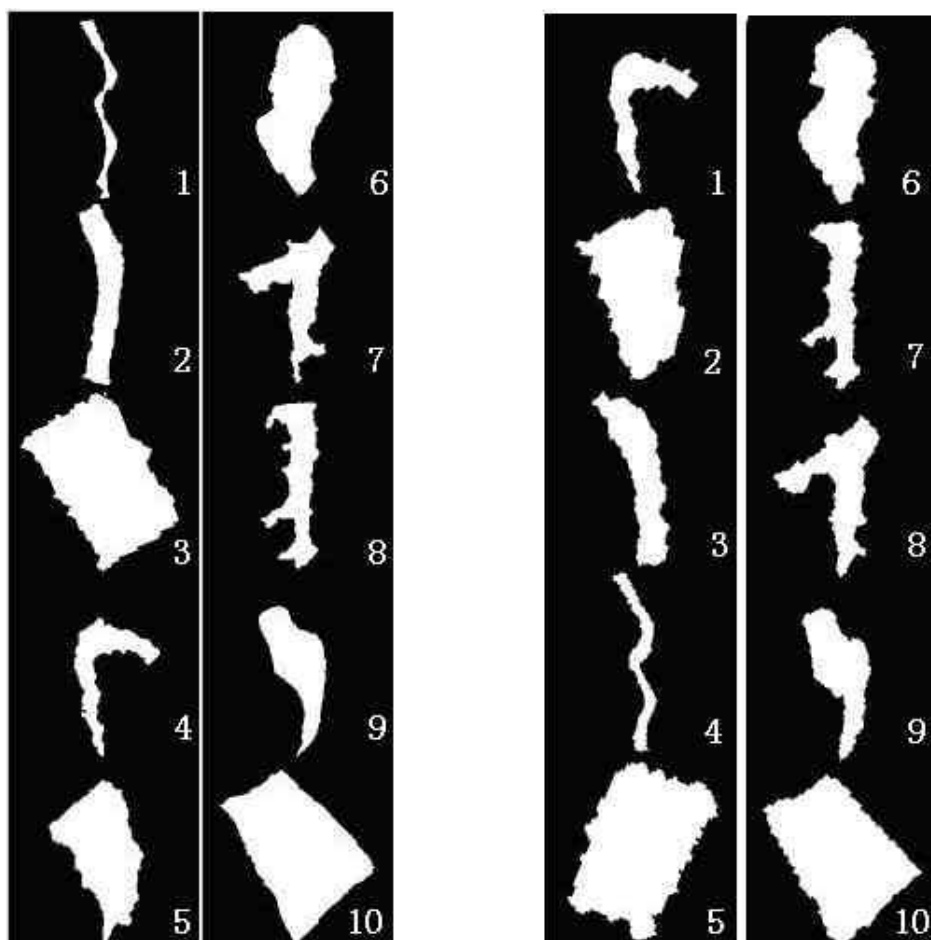


图6-10 第二组图像中各封闭轮廓的形状矩阵（左：SPOT-P；右：SAR）

表6-6 基于形状矩阵的形状相似系数 (SAR: 1024× 1024; SPOT-P: 1280× 1280)

$P_s(i, j)$		SAR图像的封闭轮廓序号 <i>i</i>									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SPOT 图 像 的 封 闭 轮 廓 序 号 <i>j</i>	1	0.864	0.706	0.877	0.982	0.604	0.798	0.901	0.853	0.863	0.653
	2	0.842	0.775	0.892	0.916	0.678	0.864	0.933	0.872	0.859	0.720
	3	0.678	0.859	0.716	0.633	0.779	0.785	0.705	0.721	0.722	0.929
	4	0.983	0.751	0.810	0.869	0.659	0.816	0.839	0.829	0.857	0.704
	5	0.809	0.892	0.867	0.807	0.775	0.873	0.849	0.874	0.898	0.834
	6	0.837	0.883	0.832	0.803	0.797	0.963	0.879	0.859	0.855	0.789
	7	0.852	0.803	0.878	0.875	0.701	0.853	0.882	0.950	0.885	0.739
	8	0.834	0.794	0.904	0.908	0.691	0.882	0.977	0.873	0.869	0.727
	9	0.853	0.805	0.905	0.865	0.692	0.843	0.852	0.881	0.977	0.744
	10	0.728	0.871	0.753	0.676	0.790	0.797	0.725	0.750	0.763	0.971

表6-7 长半径相对旋转角 (SAR: 1024× 1024; SPOT-P: 1280× 1280)

$P_{\theta}(i, j)$ (度)		SAR图像的封闭轮廓序号 <i>i</i>									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SPOT 图 像 的 封 闭 轮 廓 序 号 <i>j</i>	1	117	95	41	9	129	-100	75	78	-52	-23
	2	97	75	21	-11	109	-120	55	58	-72	-43
	3	123	101	47	15	135	-94	81	84	-46	-17
	4	7	-15	-69	-101	19	150	-35	-32	-162	-133
	5	11	-11	-65	-97	23	154	-31	-28	-158	-129
	6	-131	-153	153	121	-119	9	-173	-170	60	89
	7	50	28	-26	-58	62	-167	8	11	-119	-90
	8	51	29	-25	-57	63	-166	9	12	-118	-89
	9	172	150	96	64	-176	-45	130	133	6	32
	10	147	125	71	39	159	-70	105	108	-22	7

表6-8 基于 PCA法得到的区域轮廓主方向夹角 (SAR: 1024× 1024; SPOT-P: 1280× 1280)

$P_{\beta}(i, j)$ (度)		SAR图像的封闭轮廓序号 <i>i</i>									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SPOT 图 像 的 封 闭 轮 廓 序 号 <i>j</i>	1	-40	-87	30	8	-21	86	80	80	-60	-51
	2	-63	71	7	-15	-43	63	57	50	-83	-73
	3	-9	-55	61	39	11	-63	-69	70	-29	-19
	4	9	-37	79	57	29	-44	-51	-40	-10	-1
	5	41	-6	-70	88	60	-13	-19	-20	21	30
	6	62	16	-48	-70	82	8	2	1	42	51
	7	72	25	-38	-61	-89	18	12	11	52	61
	8	69	23	-38	-61	-89	16	9	10	50	59
	9	25	-22	-85	73	44	-29	-35	-35	5	14
	10	19	-29	89	67	38	-35	-41	-41	-1	8

指定形状相似系数的阈值 $SM_{thresh} = 0.88$; 根据表 6-8的数据, 通过聚类方法得到 $\theta_{rotation} = 8^{\circ}$ 。取阈值 $\theta_{thresh} = 4^{\circ}$ 。由上述数据, 我们依据式 6-5、式 6-6、以及式 6-7分别得到表 6-6、表 6-7、表 6-8黑框所示集合。

由上述集合的交集, 我们得到初始匹配区域如表 6-9。

表6-9 由形状相似和方向一致准则得到的同名区域

匹配序号	来自 SAR图像封闭轮廓序号	来自 SPOT图像封闭轮廓序号
1	1	4
2	4	1
3	6	6
4	7	8
5	8	7
6	9	9
7	10	10

我们将初始匹配区域的几何形心作为同名点，估计仿射变换模型，再分别适用于 SAR图像中各区域特征的形心，由最近距离法，我们得到最终匹配区域标号如表 6-10示，与目视结果一致。

表6-10 匹配区域 (SAR: 1024× 1024; SPOT-P: 1280× 1280)

匹配序号	SPOT图像封闭轮廓序号及几何中心 (x,y)	SAR图像封闭轮廓序号及几何中心 (X,Y)	(X,Y) 经仿射变换后在 SPOT图像的位置 (x ¹ ,y ¹)
1	4 (310.59, 262.33)	1 (317.27, 202.52)	(309.38, 261.22)
2	1 (493.38, 364.43)	4 (454.44, 306.60)	(495.42, 368.43)
3	6 (338.87, 38.12)	6 (361.48, 28.55)	(337.79, 36.32)
4	8 (219.49, 635.89)	7 (213.78, 489.27)	(224.55, 637.03)
5	7 (358.86, 757.35)	8 (309.31, 594.49)	(359.10, 752.63)
6	9 (626.52, 783.29)	9 (513.38, 647.71)	(620.45, 785.09)
7	10 (1050.88, 532.52)	10 (882.43, 488.42)	(1054.22, 524.29)
8	5 (922.17, 526.65)	2 (780.28, 481.46)	(926.38, 532.65)
9	3 (796.86, 460.95)	5 (679.06, 413.79)	(790.48, 464.95)
10	2 (695.43, 411.76)	3 (608.80, 361.02)	(695.27, 410.70)

将匹配区域的几何形心作为控制点，则粗配准阶段 SAR图像坐标系 (X,Y) 与 SPOT-P图像坐标系 (x,y) 的正向及逆向变换模型分别如下：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.2410 & 0.1521 & -115.1506 \\ -0.1670 & 1.2503 & 60.9936 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-12)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.7927 & -0.096312 & 97.2224 \\ 0.1060 & 0.7866 & -35.6882 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-13)$$

● 配准结果

将上述模型适用于图 2-10所示 SAR图像，经坐标变换及灰度插值，则参考图像坐标系中，SPOT-P图像与 SAR图像的配准部分及变换的边缘特征分别如图 6-11、图 6-12。

将粗配准部分的边界特征在 SPOT图像坐标系迭合，结果如图 6-13所示。

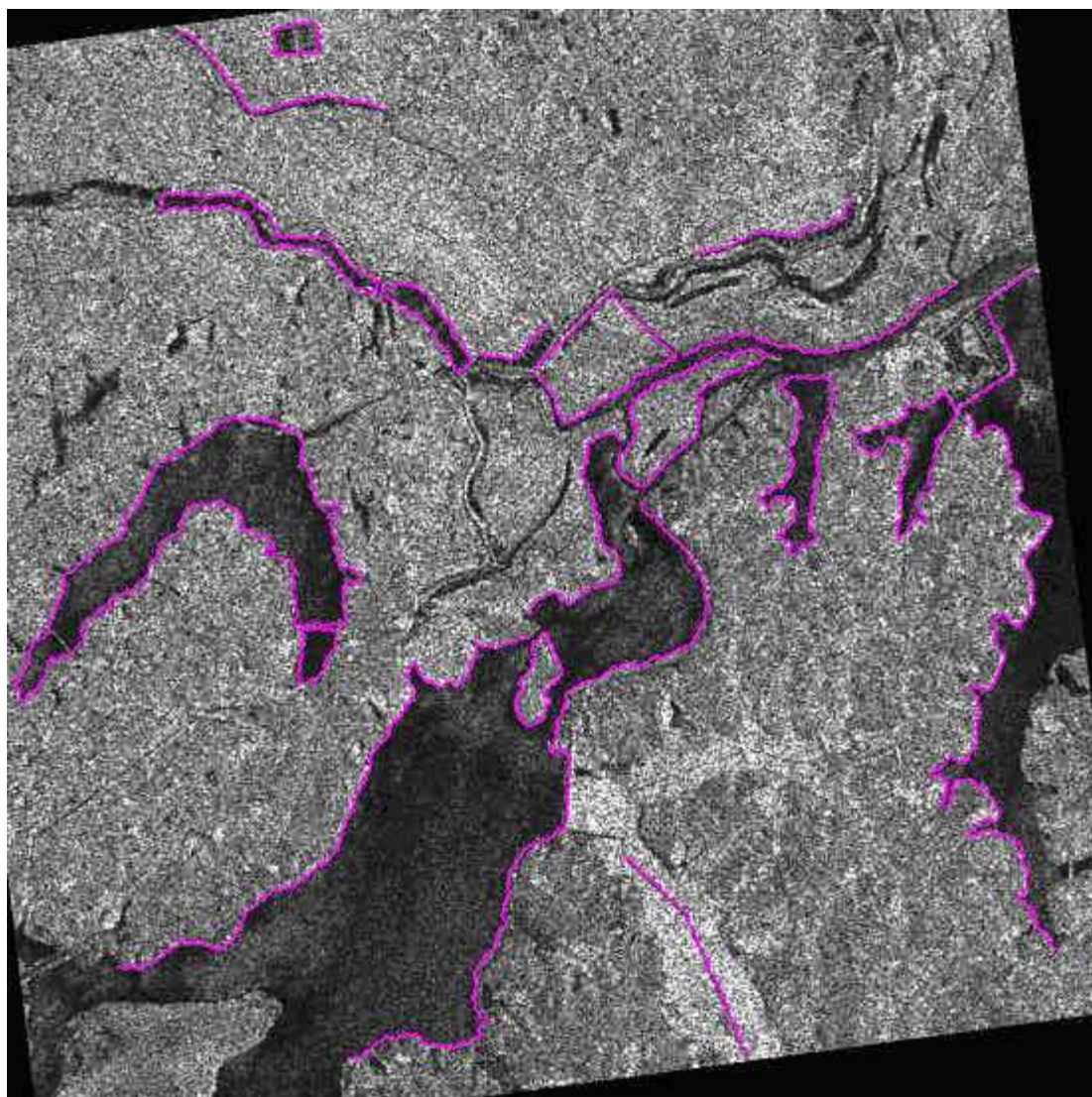


图6-11 SAR图像的粗配准部分 (1280×1280)

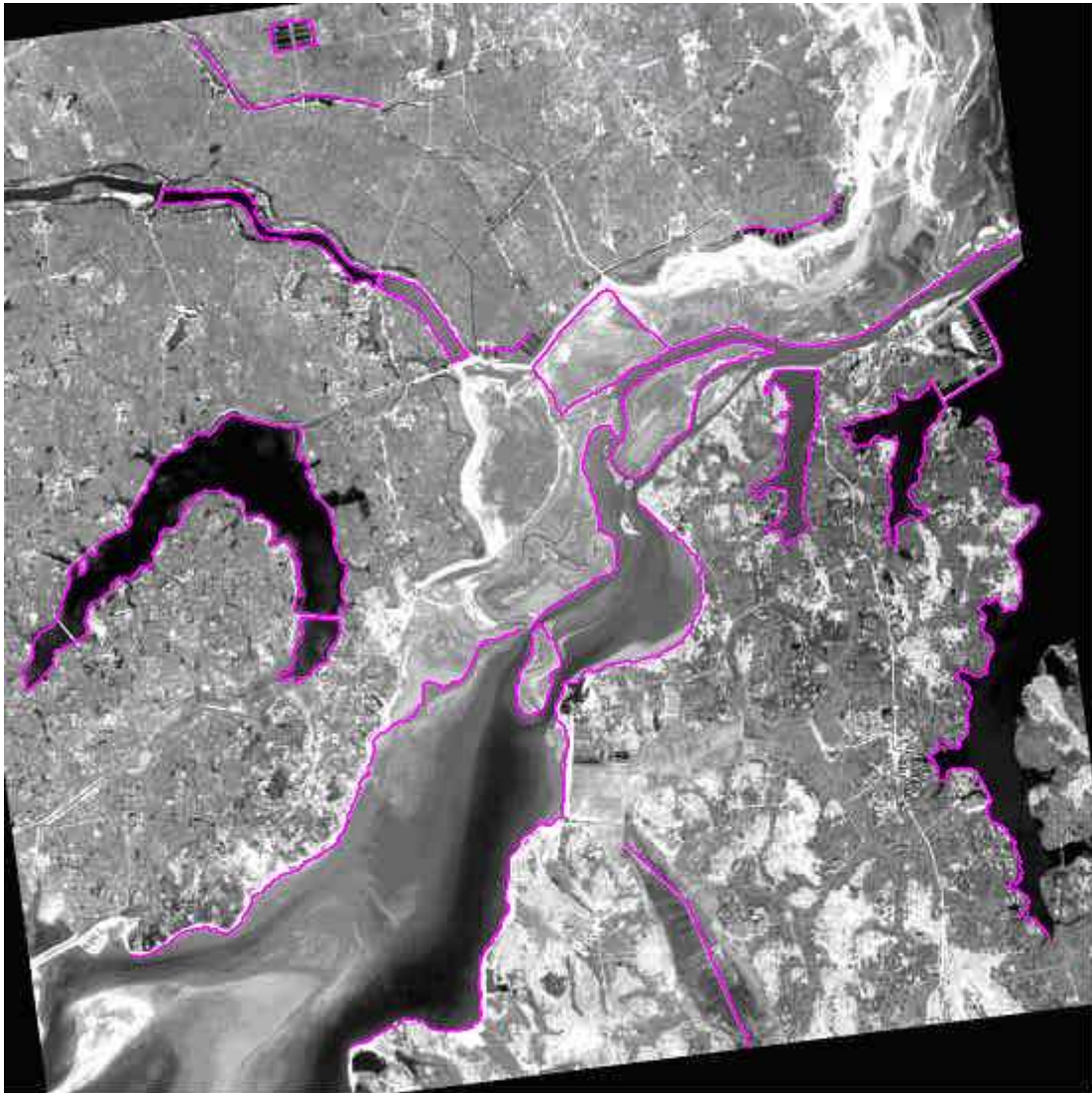


图6-12 SPOT图像的粗配准部分 (1280×1280)

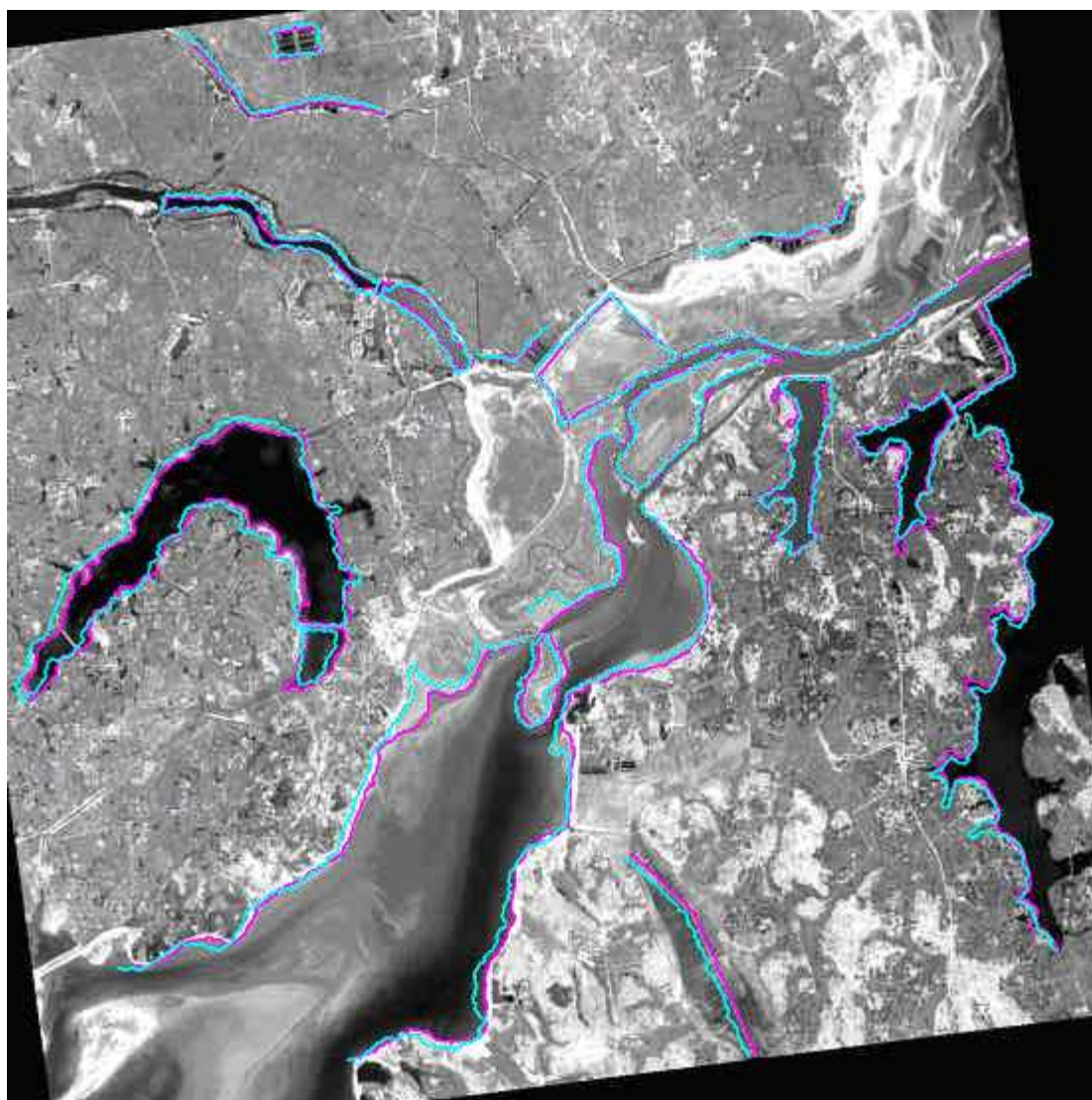


图6-13 粗配准部分的边界特征在 SPOT图像坐标系迭合（红：来自 SPOT-P图像；绿：来自 SAR图像）

6.2.5 小结

在本节我们提出了一种基于区域特征匹配的多传感器卫星图像的粗配准方法，不同于目前大多 SAR图像与光学图像的手动粗配准，本文实现了完全自动的图像粗配准。

与其它基于区域特征匹配的方法相比，本文的匹配方案具有以下几个新颖点：

①巧妙地利用形状矩阵将不同图像坐标系的区域特征统一到相同的坐标空间，进行区域的形状比较，形状矩阵特有的描述方法为区域特征间的相似性描述提供了一个统一的度量准则（式 6-4）；

②基于方向一致的约束准则 式 6-6、式 6-7 将形状矩阵求取过程中得到的关于区域长半径的旋转角与通过 PCA 方法获取的主轴方向结合，可避免区域轮廓主轴方向的多义性而引起的错误对应关系；

形状相似性准则 式 6-5 确保了区域特征匹配的一一对应关系；而基于方向一致的约束准则 式 6-6、式 6-7 将形状矩阵求取过程中得到的关于区域长半径的旋转角与基于 PCA 方法的主轴方向结合，可避免区域轮廓主轴方向的多义性而引起的错误对应关系。

③在粗匹配阶段引入分层匹配策略，在第一阶段，匹配的区域特征少于三对时，我们以相似变换近似描述两图像的空间变换关系；进一步在第二阶段，利用区域形心的最小距离准则，发现更多的匹配区域，从而实现参考图像与测量图像的粗配准。

④变换模型参数的估计中，以匹配区域的几何形心作为控制点，利用几何形心求取过程中的平均运算在一定程度上抑制了由于地物变化而产生的区域局部变化的影响。

如图 6-7、图 6-13 经过粗配准，两图像间关于尺度、平移等明显的几何变换得到了抑制，来自不同图像特征层相对一致的迭合验证了该算法的有效性。

由于图像的配准过程中仅以匹配区域的几何形心为控制点，控制点的数量和空间分布情况完全取决于匹配区域的数量和分布情况，为了获得足够准确的配准图像，往往需要数量更多、空间分布更好的同名点。因此，上述配准方法仅适应于图像的粗配准。

为了改善同名点的数量和空间分布情况，在粗配准的基础上，进一步通过基于线状特征的配准策略达到改进图像配准精度的目的。因此，在本文的第三节，我们将讨论图像的精匹配：基于参数化曲线的图像精匹配。

6.3 基于参数化曲线的图像精匹配

6.3.1 引言

本节我们将重点研究如何在粗配准的基础上，利用图像内容的主要特征，如区域的轮廓、边缘等线状特征改善同名点的数量和空间分布情况，进而实现图像配准效果的改善，即：图像的精匹配。

计算机视觉系统中，关于边缘、轮廓等线状特征的描述有多种 [49]，而基于非均匀有理 B样条 (NURBS: Non-Uniform Rational B-Spline)理论的参数化曲线则是目前信号及图像处理技术中关于线状特征描述最为有效的方法之一 [80]。采用 NURBS可以实现曲线的参数化描述，除了它所具有的自然、逼真等直观特点之外，NURBS 曲线关于仿射变换所呈现的形状不变性及射影不变性更适合描述配准图像中线状特征不变性，所以，我们确定了基于边缘特征参数化曲线描述的思想实现雷达图像与光学图像的精配准。

本节将从以下几个部分对雷达图像与光学图像的精配准技术展开论述。

- NURBS理论及性质、NURBS曲线的建模
- 基于 NURBS曲线仿射不变性及局部可控性的精配准方法描述；
- 合成数据及真实数据的相关实验。

6.3.2 NURBS理论

6.3.2.1 NURBS曲线的定义

➤ B样条曲线的定义

NURBS曲线是一种有理参数多项式 B样条曲线。B样条理论的发展源自 1963 年美国波音公司 (Boeing) Ferguson关于三次曲线的参数化表示。之后，参数曲线的发展经历了 1964年参数样条曲线的出现、Bezier曲线的构造，直到 1974 年美国通用汽车公司将 B样条理论用于形状描述，从而出现了 B样条曲线和曲面 [88]。B样条方法是在继承 Bezier方法基础上，对 Bezier方法的拓广。

按照文献 [61]，一个 p 次 B样条曲线定义如下：

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u) P_i \quad a \leq u \leq b \quad (6-14)$$

其中, $\{P_i\}$ ($i=0,1,2,\dots,n$) 为控制点 (control points), $\{N_{i,p}(u)\}$ 为 p 次 B 样条基函数, 它是由非周期性节矢量 $U = \{\underbrace{a,\dots,a}_{p+1}, u_{p+1}, \dots, u_{m-p-1}, \underbrace{b,\dots,b}_{p+1}\}$ (共 $m+1$ 个非递减节点) 决定的。 $n+1$ 个控制点 P_i 作为顶点生成的多边形常称之为控制多边形。若非特别说明, 通常取 $a=0, b=1$ 。若曲线位于二维平面上, 则 $P_i \in \mathcal{E}^2$ (\mathcal{E}^2 表示二维欧拉空间)

若 $N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1, & u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$, 则第 i 个 p 次 B 样条 $N_{i,p}(u)$ 的迭代形式定义为:

$$N_{i,p}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+p} - u_i} N_{i,p-1}(u) + \frac{u_{i+p+1} - u}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} N_{i+1,p-1}(u) \quad (6-15)$$

当各节点 u_i ($i=0,1,2,\dots,n$) 沿参数轴均匀等距分布时, 则式 6-14 所示为均匀 B 样条曲线; 否则, 为非均匀 B 样条曲线。

B 样条法在自由曲线、曲面形状的参数表示与设计时, 显示了强大的威力, 然而, B 样条用于初等曲线、曲面的设计却遇到了麻烦, 例如: B 样条曲线不能精确描述抛物线以外的二次曲线, 而只能近似表示。就是在这种背景下, NURBS 方法的提出为人们提供了一个既可以在描述自由曲线、曲面方面与 B 样条统一、又能逼真地表示二次曲线与二次曲面的一个新的数学手段。

➤ NURBS 曲线的定义

NURBS 是关于“非均匀有理 B 样条”的简称, 一个 p 次 NURBS 曲线 $C(u)$ 的定义如下:

$$C(u) = \frac{\sum_{i=0}^n N_{i,p}(u) \omega_i P_i}{\sum_{i=0}^n N_{i,p}(u) \omega_i} \quad a \leq u \leq b \quad (6-16)$$

¹ 此处控制点不同于图像配准过程中的用于估计空间变换模型的控制点。

其中， $\{P_i\}$ 、 $\{N_{i,p}(u)\}$ 的意义同式 6-14， $\{\omega_i\}$ 为权值，且满足 $\omega_i > 0, i = 0, 1, \dots, n$ 。提高第 i 个权值 ω_i ，可使曲线 $C(u)$ 逼近控制点 P_i 。若：

$$R_{i,p}(u) = \frac{N_{i,p}(u)\omega_i}{\sum_{j=0}^n N_{j,p}(u)\omega_j} \quad (6-17)$$

则称 $\{R_{i,p}(u)\}$ 为 B 样条有理基函数。进一步，将 p 次 NURBS 曲线的定义简化为：

$$C(u) = \sum_{i=0}^n R_{i,p}(u)P_i \quad (6-18)$$

且有： $\sum_{i=0}^n R_{i,p}(u) = 1$ 。由于各节点 u_i ($i = 0, 1, 2, \dots, n$) 通常沿参数轴非均匀等距分布，因此得 NURBS 曲线。提高或减小第 i 个权值 ω_i ，可使曲线 $C(u)$ 逼近或远离控制点 P_i 。

6.3.2.2 NURBS 曲线的性质

NURBS 方法在曲线描述方面所呈现的自然、逼真的特性是由其在曲线形状描述及分析方面所具有的性质决定的。下面我们将详细介绍本文配准算法中所用的 NURBS 曲线几个性质：

① 可采用少量的数据，就可以标准解析形式逼真表达自由曲线。可借助 NURBS 曲线更准确描述图像中各种形状的轮廓以及边缘等线状特征；相对于均匀 B 样条曲线，NURBS 基函数中采用非均匀节矢量使得 NURBS 曲线可描述种类更多的曲线；附加的权值 $\{\omega_i\}$ 参数的引入增大了 NURBS 方法的自由度，使 NURBS 曲线可以更灵活、方便地描述各种复杂多变的曲线特征。

② 局部可控性。图 6-14 为一个三次样条曲线局部可控性的示意图。由于 B 样条基函数的局部支撑性，即：

$$N_{i,p}(u) = \begin{cases} 0, & \text{若 } u \notin [u_i, u_{i+p+1}) \\ \geq 0, & \text{若 } u \in [u_i, u_{i+p+1}) \end{cases} \quad (6-19)$$

使得 NURBS 曲线继承了 B 样条曲线局部可控的性质，即：在 p 次 NURBS 样条曲线上，参数满足 $u \in [u_i, u_{i+1}]$ 的点 $C(u)$ 至多与 p 个控制点 p_j ($j = i - p + 1, \dots, i$) 有关，而与其它控制点无关。因此，当该曲线的第 i 个控制点 p_i 发生改变时，至多影响到定义在参数区间 $[u_i, u_{i+p+1})$ 部分的一段曲线形状，并不对整条曲线发生影响。

在图 6-14 表示一条三次样条曲线随控制点 p_5 的位置发生变化的情况，由该图可知： p_5 的变化只对其中的一段曲线有影响。

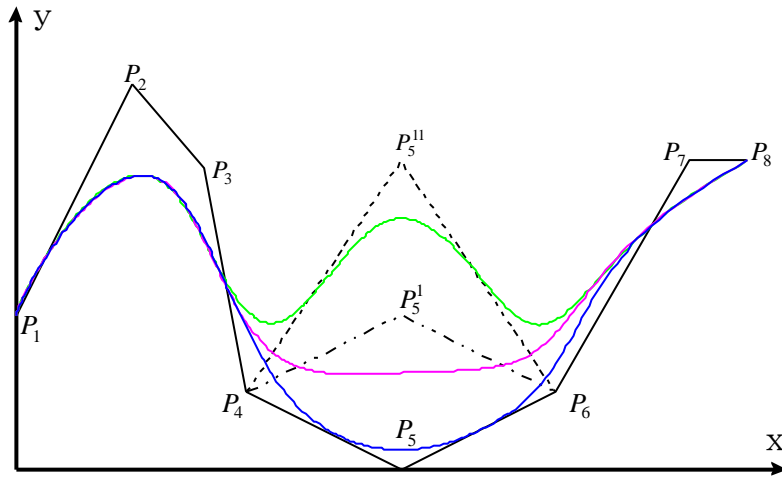


图6-14 样条曲线的局部可控性 ($p = 3$)

③ NURBS 曲线具有仿射、透视变换不变性。对于式 6-18 所示的 NURBS 曲线上的任意点 $C \in \mathcal{E}^2$ (二维欧拉空间)，以 A 表示包含旋转及尺度变换的 2×2 矩阵、 V 表示平移的矢量，则通过仿射变换 Φ ，可得到关于点 C 的映射：

$$\Phi(C) = AC + V \quad (6-20)$$

由于 $C = \sum_{i=0}^n R_i P_i$ ，且 $\sum_{i=0}^n R_i = 1$ ，因此：

$$\begin{aligned} \Phi(C) &= A \sum_{i=0}^n (R_i P_i) + \left(\sum_{i=0}^n R_i \right) V = \sum_{i=0}^n (R_i A P_i) + \sum_{i=0}^n (R_i V) \\ &= \sum_{i=0}^n [R_i (A P_i + V)] = \sum_{i=0}^n (R_i \Phi(P_i)) \end{aligned} \quad (6-21)$$

由式 6-21 可得出结论：NURBS 曲线在仿射变换下只改变控制点，基函数不变，即：NURBS 曲线具有仿射不变性。

此外，NURBS 曲线还具有透视投影 (perspective projection) 变换不变性，透视投影变换只改变控制点和权，NURBS 基函数不变。

对于图像间几何形变为仿射变换的情况，我们可利用 NURBS 曲线的这种性质描述图像中形状特征的仿射不变性。

综上，基于 NURBS 曲线的上述性质，我们确定：在雷达图像与光学图像的精匹配阶段通过 NURBS 曲线拟合的方式实现对边缘、轮廓等线状特征的逼近描述；同时，利用 NURBS 曲线的局部可控性，确定并排除曲线中存在局部变化的区域；利用 NURBS 曲线控制点的仿射不变性及局部可控性，寻找匹配的控制点，从而实现图像的精细化配准。

6.3.2.3 NURBS 的建模

假定我们已经通过特征提取的方法获取了图像的边缘、轮廓等线状特征，并且以图像中顺序组成这些特征的离散点坐标表示。在此基础上，我们将详细讨论如何将 NURBS 用于图像中线状特征的描述，即：NURBS 的建模。

如图 6-15 虚框部分，NURBS 的建模过程主要由三个步骤组成：NURBS 曲线次数 p 的确定、NURBS 曲线控制点数目的确定、以及 NURBS 曲线控制点坐标的估计。这里，我们称为 NURBS 曲线的拟合。

➤ NURBS 曲线次数 p 的确定

在应用 NURBS 曲线时，样条曲线的次数 (degree) 是由 NURBS 曲线定义式中的基函数决定的。样条曲线的次数越高，计算越复杂，甚至拟合曲线产生不必要的振荡，为减少计算量，希望采用较低次数的曲线拟合；而太低次数的 NURBS 曲线又不能逼真地拟合曲线。事实上，在一般的 NURBS 曲线拟合过程中，常采用 $p = 3$ ，这种情况下，既能保证精度、计算量又较适中。

综合考虑 NURBS 建模过程的的计算量、以及曲线拟合的精度要求，我们确定拟合的 NURBS 曲线次数为 $p = 3$ 。

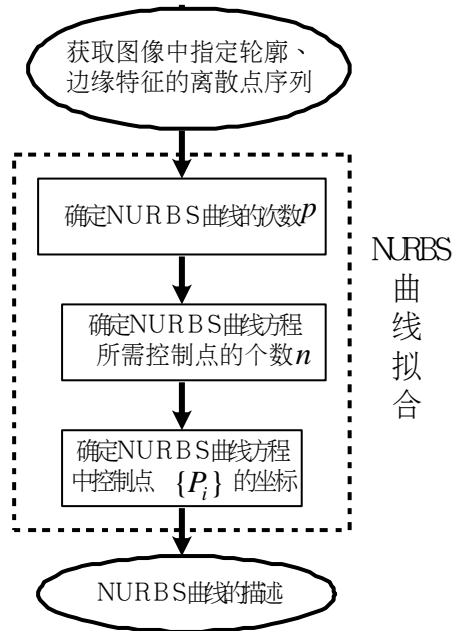


图6-15 NURBS的建模

➤ NURBS曲线中控制点数目 n 的确定

对于图像中某已知线状特征，则 NURBS 曲线控制点数目与组成该特征的序列离散点 $\{Q_j\}$ ($j=0,1,\dots,m$) 的相对位置以及曲线拟合误差 E 有关。若以 $d(Q_l, \overline{Q_k Q_i})$ 表示离散点 Q_l 到直线 $Q_k Q_i$ 的距离，其中 $k < l \leq i$ ，则判断该区间内是否存在拟合曲线控制点的唯一条件为：

若 $\max_{k < l \leq i} \{d(Q_l, \overline{Q_k Q_i})\} \geq E$ ，则存在控制点。

图 6-16 描述了如何由序列离散点 Q_{k1}, \dots, Q_{k2} 组成的某一段边缘特征，判断 NURBS 拟合曲线控制点数目示意过程。

由于 $d(Q_{l1}, \overline{Q_{k1} Q_{i1}}) = \max_{k1 < l \leq i1} \{d(Q_l, \overline{Q_{k1} Q_{i1}})\} \geq E$ ，因此，必然存在一个 NURBS 控制点位于点 Q_{k1} 、 Q_{l1} 、以及 Q_{i1} 所组成的三角形区域内。进一步，下一个可能的控制点的确定始于 Q_{i1} 开始的序列离散点，由于：

$$d(Q_{l2}, \overline{Q_{i1} Q_{i2}}) = \max_{i1 < l \leq i2} \{d(Q_l, \overline{Q_{i1} Q_{i2}})\} \geq E,$$

$$d(Q_{l3}, \overline{Q_{i2} Q_{i3}}) = \max_{i2 < l \leq i3} \{d(Q_l, \overline{Q_{i2} Q_{i3}})\} \geq E$$

因而，我们可以推知第二个、第三个控制点分别位于点 Q_{i1} 、 Q_{i2} 、 Q_{i2} 所包围由离散点序列 Q_{i1}, \dots, Q_{i2} 、 Q_{i2}, \dots, Q_{i3} 分别确定了第二、第三个控制点，以此类推我们可以得到序列离散点 Q_{k1}, \dots, Q_{k2} 。

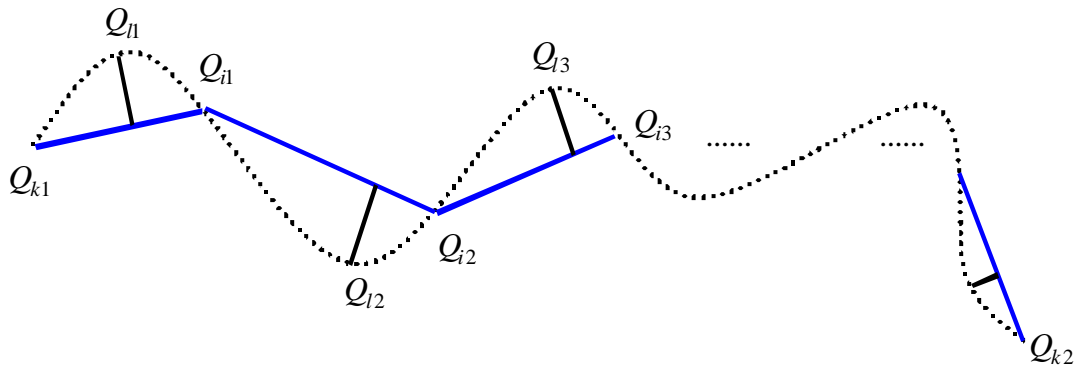


图6-16 根据曲线拟合误差及离散点序列判断拟合曲线控制点示意图

于是，给定序列离散点 $\{Q_j\}$ ($j = 0, 1, \dots, m$) 以及曲线拟合误差 E ，则关于 NURBS 曲线控制点数目 $n+1$ ($m > n \geq p$) 的确定方法概括如下：

- ① 拟合的 NURBS 曲线经过离散点 Q_0 、 Q_m 。确定初始离散点序列： Q_k, \dots, Q_i ， $k < l \leq i$ ，置初值： $k \leftarrow 0, i \leftarrow 2, l \leftarrow 1, n \leftarrow 0$ 。
- ② *while* $i < m$
 - {
 - if* $\max_{k < l \leq i} \{d(Q_i, \overline{Q_k Q_l})\} \geq E$
 - { $n \leftarrow n+1$; $k \leftarrow i$; $i \leftarrow i+2$ }
 - else*
 - { $i \leftarrow i+1$; *goto* ② }
 - }
- ③ 输出 NURBS 曲线控制点数目 $n+1$ 。

由上述步骤，我们可以确定指定拟合误差 E 范围内，拟合 NURBS 曲线所需的控制点数目 $n+1$ 。调整 E 的大小，可以获得不同数目的控制点。

➤ NURBS 曲线控制点坐标 $\{P_i\}$ 的确定

下面我们给出最小二乘法求解 NURBS 曲线控制点坐标的方法。

假定我们要求解的 NURBS 曲线为三次，即： $p=3$ 。并且我们已经采用上述方法确定 NURBS 曲线的控制点数目为 $n+1$ 。则组成 NURBS 曲线方程的节矢量 U 的节点数目为 $n+p+2$ ，其中内节点数目为 $n-p$ 。已知图像中线特征的离散点序列 $\{Q_j\}$ ， $j=0,1,\dots,m$ 且 $m>n$ 。我们首先在齐次空间求解 p 次非有理曲线：

$$C(u) = \sum_{i=0}^n N_{i,p}(u) P_i, \quad u \in [0,1] \quad (6-22)$$

上述曲线方程满足条件：

- $Q_0 = C(0)$ ， $Q_m = C(1)$ ；
- 其它 Q_j ($j=1,2,\dots,m-1$) 在最小二乘法意义下与拟合曲线近似：即

$$\sum_{j=1}^{m-1} |Q_j - C(\overline{u_j})|^2 \text{ 关于 } n+1 \text{ 个控制点变量 } P_i \text{ 最小。}$$

于是，NURBS 曲线控制点坐标的求解可分成以下三个步骤。

① 确定参数 $\{\overline{u_j}\}$

此处，我们参考了文献 [63] 中的弦长法 (chord length) 确定参数 $\{\overline{u_j}\}$ ：

$$\begin{cases} \overline{u_0} = 0, \overline{u_m} = 1 \\ d = \sum_{j=1}^m |Q_j - Q_{j-1}| \\ \overline{u_j} = \overline{u_{j-1}} + \frac{|Q_j - Q_{j-1}|}{d}, j = 1, 2, \dots, m-1 \end{cases} \quad (6-23)$$

②确定节矢量 $U = \{u_k\}$

式 6-23 中, d 为正实数, 我们得到 d 的整数部分为 $d_{\text{int}} = \text{int}(d)$, 则 $d_{\text{int}} < d$.

设 $d = \frac{m+1}{n-p+1}$, 则对应节矢量 U 的内节点求解如下。

由于 $\begin{cases} j_d = \text{int}(jd) \\ \alpha_j = jd - j_d \end{cases}$, 则有:

$$u_{p+j} = (1-\alpha_j)\overline{u_{j_d-1}} + \alpha_j\overline{u_{j_d}}, j=1, \dots, n-p \quad (6-24)$$

③求解控制点 P_i , $i=1, \dots, n-1$ 。

设: $R_j = Q_j - N_{0,p}(\overline{u_j})Q_0 - N_{n,p}(\overline{u_j})Q_m$, $j=1, 2, \dots, m-1$, 则关于控制点 P_1, P_2, \dots, P_{n-1} 等 $n-1$ 个变量的标量函数定义为 f :

$$\begin{aligned} f &= \sum_{j=1}^{m-1} |Q_j - C(\overline{u_j})|^2 = \sum_{j=1}^{m-1} |R_j - \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\overline{u_j})P_i|^2 \\ &= \sum_{j=1}^{m-1} (R_j - \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\overline{u_j})P_i) \cdot (R_j - \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\overline{u_j})P_i) \\ &= \sum_{j=1}^{m-1} [R_j \cdot R_j - 2 \cdot \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\overline{u_j})(R_j \cdot P_i) + (\sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\overline{u_j})P_i) \cdot (\sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\overline{u_j})P_i)] \end{aligned} \quad (6-25)$$

上式中, $C(\overline{u_j})$ 是对 Q_j 在最小二乘意义的近似。

若 f 值最小, 则 f 关于上述各个未知量 P_l , $l=1, 2, \dots, n-1$ 的导数为 0, 即:

$$\frac{\partial f}{\partial P_l} = \sum_{j=1}^{m-1} (-2N_{l,p}(\overline{u_j})R_j + 2 \cdot N_{l,p}(\overline{u_j}) \sum_{i=1}^{n-1} N_{i,p}(\overline{u_j})P_i) = 0 \quad (6-26)$$

于是得到关于未知量 P_l ($l=1, 2, \dots, n-1$) 的线性方程:

$$\sum_{i=1}^{n-1} \left(\sum_{j=1}^{m-1} N_{l,p}(\overline{u_j})N_{i,p}(\overline{u_j}) \right) P_i = \sum_{j=1}^{m-1} N_{l,p}(\overline{u_j})R_j \quad (6-27)$$

设 $P = [P_1, \dots, P_{n-1}]^T$, A 、 B 分别为 $(m-1) \times (n-1)$ 、 $(n-1) \times 1$ 标量矩阵, 且 A 、 B 分别表示为:

$$A = \begin{bmatrix} N_{l,p}(\overline{u_1}) & \cdot & \cdot & \cdot & N_{n-1,p}(\overline{u_1}) \\ \cdot & & & & \cdot \\ \cdot & & & & \cdot \\ \cdot & & & & \cdot \\ N_{l,p}(\overline{u_{m-1}}) & \cdot & \cdot & \cdot & N_{n-1,p}(\overline{u_{m-1}}) \end{bmatrix} \quad (6-28)$$

$$B = \begin{bmatrix} N_{i,p}(\overline{u_1}) \cdot R_1 + \cdot & \cdot & \cdot & + N_{1,p}(\overline{u_{m-1}}) \cdot R_{m-1} \\ & \cdot & & \\ & \cdot & & \\ & \cdot & & \\ N_{n-1,p}(\overline{u_1}) \cdot R_1 + \cdot & \cdot & \cdot & + N_{n-1,p}(\overline{u_{m-1}}) \cdot R_{m-1} \end{bmatrix} \quad (6-29)$$

则, 关于上述未知量的 $n-1$ 个方程可表示为:

$$(A^T A)P = B \quad (6-30)$$

采用 SVD 分解法, 求解方程 (6-30), 可得控制点 P_i , $i=1, \dots, n-1$ 的坐标。至此, 我们可根据图像中构成某一边缘特征的离散点序列 $\{Q_j\}$, $j=0, 1, \dots, m$ 得到关于该边缘特征的三次 NURBS 拟合的参数化曲线。

基于上述 NURBS 曲线的建模方法, 我们分别在 SAR 图像和 SPOT 图像的粗配准部分, 对封闭或开放轮廓进行了 NURBS 曲线拟合。曲线拟合结果参见 6.3.4 节实验结果部分。

6.3.3 基于参数化曲线的匹配准则及算法实现

6.3.3.1 引言

上节, 我们介绍了 NURBS 曲线的诸多特性, 以及图像中边缘、轮廓特征的 NURBS 参数化拟合方法, 本节, 我们将探讨如何利用 NURBS 曲线的上述特性实

现图像的精匹配，即：基于参数化描述的图像精匹配。

水体是 SAR图像和光学图像中最为突出的共有特征，因此，目前关于 SAR图像和光学图像配准的典型方法 [48] [16]中，主要是利用水体或河道的轮廓或边缘等线状特征进行匹配的。正如本文第四章所述，这些线状特征主要是通过分割或边缘检测的方法得到，特征匹配还是以原始的线状特征为基础；文献 [50]主要是以边缘段或轮廓的凸点为匹配点（很明显，曲线的凸点具有仿射不变性）；文献 [16]则是图像粗配准的基础上，考虑边缘段上各点的空间位置以及梯度方向，通过动态规划的方法确定匹配的边缘点。

很显然，上述方法均忽略了这样一个事实：斑点噪声的存在使 SAR图像的质量严重下降，对 SAR图像应用普通图像分割或边缘检测的方法得到的轮廓或边缘信息很不规则，而且，由于斑点噪声的影响在图像中还存在“假边缘”现象。此时，在未经曲线拟合的情况下，很难直接在上述边缘段或轮廓处正确地确定凸点，而且，多数情况下得到的凸点是错误的。

另一方面，由于 SAR图像和光学图像分别由搭载在不同卫星平台的传感器获取，很难保证卫星飞过相同地区的时间一致性；此外，当 SAR图像与光学图像的配准技术应用于水灾分析时，往往需要对不同时间获取的 SAR图像及光学图像进行配准。因此，当图像获取时间不一致时，地物的局部变化反映在图像中，对应该地物同名特征的局部畸变，这在水灾分析的应用中，通常是水域的覆盖区域发生变化。这种情况下，通过边缘段或轮廓的凸点只能得到错误的匹配点对。

而我们所提出的基于参数化描述的精匹配则能在一定程度上克服上述不足：在线状特征检测的基础上，采用 NURBS方法得到的关于水域边界的拟合曲线是对水域边界的自然、逼真的参数化描述，通过曲线拟合的方法，克服 SAR图像中“不规则边缘”现象，一方面，由于 NURBS曲线的局部可控性容许图像中区域边界的局部变化；另一方面，NURBS曲线的控制点具有仿射不变性，我们将 NURBS曲线的这两种性质结合起来，仅仅在对应曲线的仿射不变部分寻找匹配的 NURBS控制点，因而避免了错误匹配点对的产生。

以下，我们将详细介绍基于 NURBS曲线局部可控性及仿射不变性的特征匹配方法。

6.3.3.2 匹配点对的确定

我们仅考虑参考图像坐标系中，粗配准的 SAR 图像和光学图像的线状特征的 NURBS 曲线拟合情况。对于每一条拟合的 NURBS 曲线，我们都可以获得关于 NURBS 曲线的控制点（它不同于图像配准中变换模型估计所用的控制点，为区别起见，称图像配准中的控制点为同名点，它们必须是匹配点对）。在粗配准的 SAR 图像和光学图像中，我们可以确定一系列对应的 NURBS 曲线，在下面的工作中，我们将从这些对应 NURBS 曲线的控制点中寻找匹配点对，匹配点对的确定主要基于三个准则，即：距离准则、曲率准则和方向准则。这三个准则的应用是在同一坐标系中以粗配准的图像为前提条件。

➤ 距离准则

在粗配准的图像中，假定来自参考图像和测试图像的两条曲线 $C_r(u)$ 、 $C_s(u)$ 局部匹配时，它们相匹配的控制点 P_r 、 P_s 应该在一定的距离范围内，即：

$$|d_{P_r P_s} - d_e| \leq d_{thresh} \quad (6-31)$$

其中， $d_{P_r P_s}$ 为来自不同图像 NURBS 曲线的两个控制点之间的距离，即

$d_{P_r P_s} = \|P_r - P_s\|_2$ ， d_e 为粗匹配的精度， d_{thresh} 为经验阈值，一般地，我们取

$d_{thresh} = 4 \sim 6 \text{ pixels}$ 。

➤ 曲率准则

若来自两条曲线 $C_r(u)$ 、 $C_s(u)$ 的控制点 P_r 、 P_s 是一对匹配点对，则两曲线中关于各自控制点 P_r 、 P_s 的临近区域的曲率应该有相同的变化规律（匹配的控制点对与 NURBS 曲线的关系如图 6-17 所示）。因此，我们通过 NURBS 曲线关于控制点附近曲线段的相似性度量作为我们判断控制点对是否匹配的曲率准则。

具体地，设曲线 $C_r(u)$ 、 $C_s(u)$ 处，关于各自控制点 P_r 、 P_s 的投影分别为 P'_r 、 P'_s 。我们定义控制点 P_r 在曲线 $C_r(u)$ 上的匹配敏感区：在曲线上以 P'_r 点为中心、沿曲线上、下各取 N 个点，这样，由 $2 \cdot N + 1$ 个点组成了匹配敏感区。同样，我们可确定曲线 $C_s(u)$ 上，关于控制点 P_s 的匹配敏感区。由控制点 P_r 、 P_s 敏感区，我们得到对应点对 $\{P_{ri}, P_{si}\}$ ， $i = 0, 1, \dots, 2 \cdot N$ 。我们分别采用定义的敏

感区计算对应控制点的曲率变化。

曲线 $C_r(u)$ 、 $C_s(u)$ 在敏感区的点对 P_{ri} 、 P_{si} 处的切线分别为 $\overrightarrow{U_{ri}}$ 、 $\overrightarrow{U_{si}}$ ，则二者的内积为：

$$S_{rs}^{(i)} = \overrightarrow{U_{ri}} \cdot \overrightarrow{U_{si}} = \|\overrightarrow{U_{ri}}\|_2 \|\overrightarrow{U_{si}}\|_2 \cos \theta_i \quad (6-32)$$

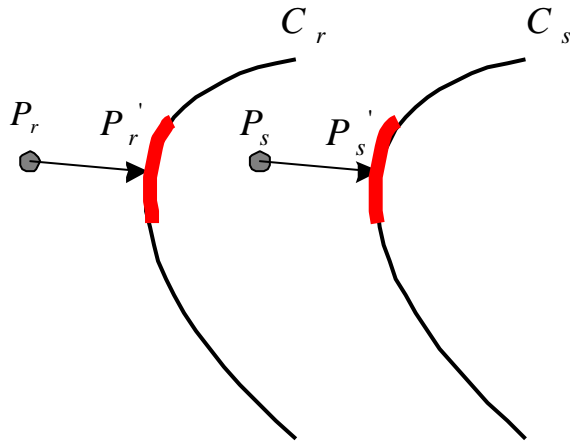


图6-17 NURBS曲线匹配部分及对应控制点

上式中， θ_i 为两矢量之间的夹角。

设： $S_{rr}^{(i)} = \|\overrightarrow{U_{ri}}\|_2^2$ ， $S_{ss}^{(i)} = \|\overrightarrow{U_{si}}\|_2^2$ ，则：

$$S_{rr}^{(i)} + S_{ss}^{(i)} \geq 2 \|\overrightarrow{U_{ri}}\|_2 \|\overrightarrow{U_{si}}\|_2 \geq 2S_{rs}^{(i)} \quad (6-33)$$

若两矢量 $\overrightarrow{U_{ri}}$ 、 $\overrightarrow{U_{si}}$ 方向完全一致时， $\theta_i = 0$ ；当两矢量方向不一致时，必有 $S_{rr}^{(i)} + S_{ss}^{(i)} > 2 \cdot S_{rs}^{(i)}$ ，随着二者夹角 θ_i 的增大，差值 $S_{rr}^{(i)} + S_{ss}^{(i)} - 2 \cdot S_{rs}^{(i)}$ 逐渐增大。因而，我们定义基于曲率准则的相似性度量函数：

$$f_1 = 1 - \frac{2 \sum_{i=0}^{2N} S_{rs}^{(i)}}{\sum_{i=0}^{2N} (S_{rr}^{(i)} + S_{ss}^{(i)})} \quad (6-34)$$

上式中， $0 \leq f_1 \leq 1$ 。 f_1 值越大，表明曲线 $C_r(u)$ 、 $C_s(u)$ 关于点对 P_{ri} 、 P_{si}

附近曲率的相对变化越大；反之，两曲线关于点对 P_{ri} 、 P_{si} 附近曲率的相对变化越小，曲线关于 P_{ri} 、 P_{si} 点的局部区域的曲率变化越相似。在此，给定阈值 $f_{thresh1} \in (0,1)$ ，仅考虑满足条件 $f_1 < f_{thresh1}$ 的对应点对。本文实验中，取 $N=4$ ， $f_{thresh1}=0.02$ 。

➤ 方向准则

在粗配准的图像中，若对应曲线的局部区域是匹配的，那么控制其局部变化的控制点应该位于对应曲线的同一侧（见图 6-17 所示）。因此，我们基于方向准则寻找匹配控制点的方法如下：

图 6-17 中，控制点 P_r 、 P_s 到对应曲线 $C_r(u)$ 、 $C_s(u)$ 空间距离最近的点分别为 P'_r 、 P'_s 。定义 $\overrightarrow{U_r} = \overrightarrow{P_r P'_r}$ 、 $\overrightarrow{U_s} = \overrightarrow{P_s P'_s}$ ，与式 6-34 相似，定义矢量 $\overrightarrow{U_r}$ 、 $\overrightarrow{U_s}$ 方向相似性的度量函数为：

$$f_2 = 1 - 2 \cdot \frac{\|\overrightarrow{U_r}\|_2 \|\overrightarrow{U_s}\|_2}{\|\overrightarrow{U_r}\|_2^2 + \|\overrightarrow{U_s}\|_2^2} \quad (6-35)$$

同样，可确定：矢量 $\overrightarrow{U_r}$ 、 $\overrightarrow{U_s}$ 的方向越接近， f_2 越小，当 $f_2=0$ 时，两矢量方向达到一致。设定阈值 $f_{thresh2} \in (0,1)$ ，我们仅考虑满足条件 $f_2 < f_{thresh2}$ 的控制点对。在本文，取 $f_{thresh2}=0.3$ 。

综上，在粗配准的图像中，根据上述三个准则，从对应的 NURBS 曲线 $C_r(u)$ 、 $C_s(u)$ 的控制点中，确定满足条件的点对 P_r 、 P_s ，即：给定阈值 d_{thresh} 、 $f_{thresh1}$ 以及 $f_{thresh2}$ ，当 P_r 、 P_s 同时满足式 6-36 给出的条件时， P_r 、 P_s 即为候选的匹配点对。

$$\begin{cases} |d_{P_r P_s} - d_e| \leq d_{thresh} \\ f_1 < f_{thresh1} \\ f_2 < f_{thresh2} \end{cases} \quad (6-36)$$

于是，我们根据两图像中线状特征的 NURBS 拟合曲线，从对应曲线的控制点中确定一系列候选的匹配点对。

根据上述准则得到的匹配的候选点对中可能存在少量的一对多或多对一的情况，剔除这种情况的控制点，从而得到可用来估计仿射变换模型的匹配点对。为区别于 NURBS 曲线的控制点，我们称这些一一对应的匹配点对为同名点。

至此，在粗匹配的基础上，由对应线状特征的 NURBS 拟合曲线，确定了一系列匹配点对。相对于粗匹配阶段基于封闭轮廓几何形心的同名点，在精匹配阶段可获得数量更为充足、分布更均匀的同名点。利用这些同名点，可得到精匹配阶段的空间变换模型，进而达到改善 SAR 图像与光学图像配准精度的目的。

6.3.3.3 算法实现

总结本文基于 NURBS 曲线控制点的图像精匹配算法，其主要步骤概括如下：

- STEP1: 根据粗配准的图像，确定对应的边缘或轮廓等线状特征；
- STEP2: 将图像中的各个线状特征进行 NURBS 建模，得到 NURBS 曲线的控制点及曲线方程；
- STEP3: 根据 6.3.3.2 介绍的曲率、距离、方向等匹配准则分别在对应的 NURBS 曲线控制点中确定候选匹配点对；
- STEP4: 去除上述匹配点对中的一对多及多对一的情况。得到同名点；
- STEP5: 将上述同名点用于图像精匹配阶段仿射变换模型的估计；
- STEP6: SAR 图像的坐标变换及灰度插值。

当两图像中对应边缘特征的局部不仅存在全局的仿射变换，而且还存在由于地物的变化而引起的局部畸变时，通过上述三个准则可以确定该控制点不是同名的匹配点对，但由于 NURBS 曲线的局部可控性，使得该处的局部变化不会影响相应的控制点匹配。因此，该方法能自动地找出对应曲线关于地物特征不变部分的匹配点对，巧妙地避开了由于图像获取时间的不同而产生的图像间同名特征的局部变化；此外，在 NURBS 曲线建模过程中，调整误差 E 的大小，可获得不同数目的控制点，因此，相对粗配准阶段，基于 NURBS 曲线控制点的方法确定的同名点数量更多，分布更为均匀，因而可获得更高的图像配准精度。

6.3.4 实验结果

为了更清楚地认识基于 NURBS 曲线特性的精匹配技术，本节分别给出了合

成数据以及真实数据的实验结果。

6.3.4.1 合成数据

基于合成数据的实验主要说明 NURBS拟合曲线的仿射不变性以及局部可控性在图像精配准阶段的意义。因此，合成数据的实验分别考虑了以下两种情况。

①图像之间仅存在仿射几何变换。用来说明 NURBS曲线的仿射不变性，即：NURBS 曲线间的仿射变换等价于 NURBS曲线控制点的仿射变换。

②图像间既存在仿射几何变换，又存在同名曲线的局部变化。用来说明当对应的 NURBS曲线间存在局部变化时，其变化部分并不影响其它部分控制点的匹配。

➤ 两图像间仅存在仿射几何变换的情况

我们仅考虑精匹配的情况，因此两图像间关于尺度、旋转、以及平移等的几何形变不是很大，因此，我们在随机生成模型时，给定一定的范围，（其间允许有 20个像素的变化）。图 6-18左、右图所示分别为图像 $image_1$ 中的原始曲线序列 $\{curve_{1i}, i=1,2,...,n\}$ ，及其对应的 NURBS拟合曲线和控制点。

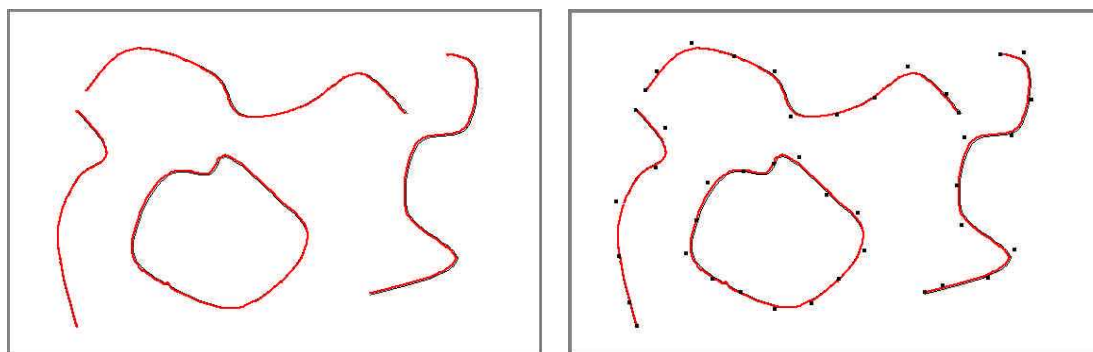


图6-18 原始曲线序列及对应的 NURBS拟合曲线和控制点（左： $image_1$ ；右：NURBS拟合）

随机产生一仿射变换模型 T ，作用于图像 $image_1$ 上，得到形变的图像 $image_2$ 以及对应的曲线 $\{curve_{2i}, i=1,2,...,n\}$ ，分别将上述两组曲线在 $image_1$ 图像坐标系中进行空间迭合，得到图 6-19 所示的效果图，左图为对应曲线序列 $\{curve_{1i}, curve_{2i}, i=1,2,...,n\}$ 。

依据 6.3.3.2节匹配点对的寻找方法，在对应 NURBS曲线的控制点中确定了一系列同名点，见图 6-19右。从而得到两组曲线所在坐标系的仿射变换模型

T' 。我们将估计的变换模型用于图 6-19 蓝色曲线所在图像坐标系 $image_2$ ，则可以得到关于蓝色曲线的复原曲线。

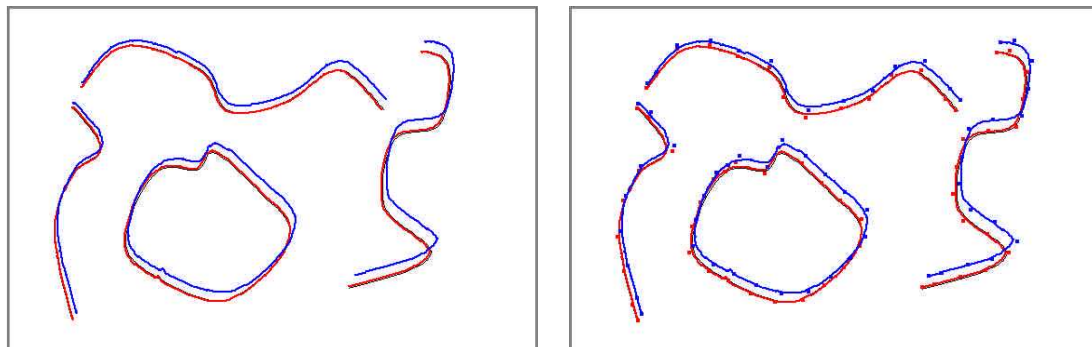


图6-19 原始曲线和形变曲线的迭合效果图（左： $image_1$ 和 $image_2$ 迭合曲线；右：对应的 NURBS曲线，以及匹配的 NURBS控制点）

当我们将复原曲线与原始曲线在视觉上作定性比较时，几乎不能看出“吻合”后两者的差别，所以在这里没有给出迭合的图像。我们分别在两图像对应的曲线上，选择了 10对离散点作为测试点，来估计仿射变换模型的精度，当图像间仅存在整体的仿射几何形变时，图像的配准精度低于 0.35 pixel 。

该实验表明：NURBS曲线具有仿射不变性，即 NURBS曲线的仿射变换等价于 NURBS 曲线控制点的仿射变换。因此，当图像间仅存在仿射几何变换时，可通过 NURBS曲线的仿射不变性，利用图像中对应 NURBS曲线的匹配控制点准确估计图像间的几何变换模型。

➤ 图像间既存在整体的仿射几何变换，又存在同名曲线的局部变化

在本组实验数据中，我们考察结合 NURBS曲线的局部可控性与仿射不变性，来估计图像间全局仿射变换模型的可行性。

图 6-20表示迭合在原始数据（红色曲线）所在坐标系的三种颜色曲线序列。其中：原始目标数据为红色曲线；而蓝色曲线序列相对于红色曲线发生了整体的仿射几何变换；浅蓝色曲线则是在对应红色曲线发生整体几何变换的基础上，在对应曲线部分叠加了局部几何畸变。

这里，我们的研究对象为原始曲线及在全局几何变换基础上又发生局部畸变的曲线（即：图 6-20的红色曲线及蓝色曲线）。

如图 6-21左图为对应上述曲线系列的 NURBS拟合曲线及所有控制点。同样

地，我们根据 6.3.3.2 节匹配点对的确定方法，在上述对应 NURBS 曲线的控制点中，得到了如图 6-21 右图所示的一系列同名点。

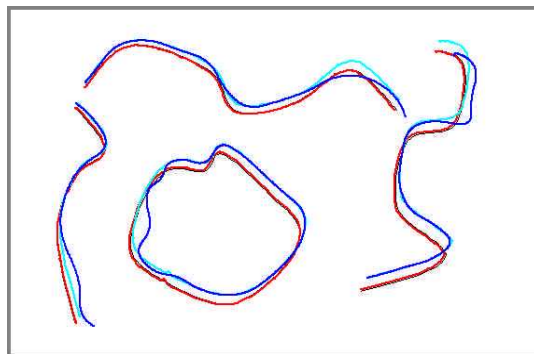


图6-20 三组曲线系列的空间迭合图 红色：原始曲线；浅蓝：形变曲线；蓝色：在形变曲线基础上叠加了局部畸变的曲线)

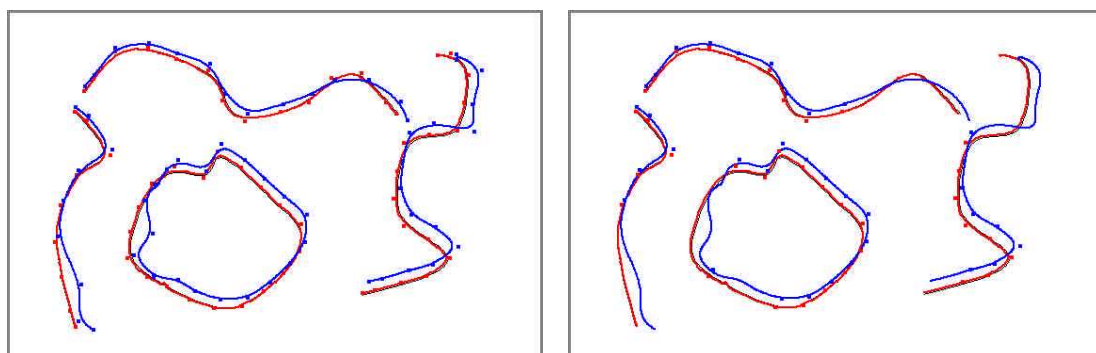


图6-21 原始曲线及发生全局形变和局部畸变曲线的 NURBS拟合曲线（左：NURBS拟合曲线及控制点；右：NURBS拟合曲线及匹配的控制点对）

由图 6-21 右图可看出，来自 NURBS 曲线控制点的同名点绝大部分出现在未发生局部变化的曲线部分。

为便于视觉比较，我们将已知的仿射变换模型以及估计的全局仿射变换模型分别适用于蓝色曲线序列的几何校正，得到原始曲线与恢复的曲线迭合结果分别如图 6-22 左、右图所示。

由估计的模型校正蓝色形变曲线，对应曲线中未发生局部变化的曲线部分很好地迭合在一起，这与已知的仿射变换模型得到的结果非常地一致。

同样地，我们用 10 对测试点估计灰色曲线及红色曲线所在图像坐标系的匹配精度，为 0.4pixel 。

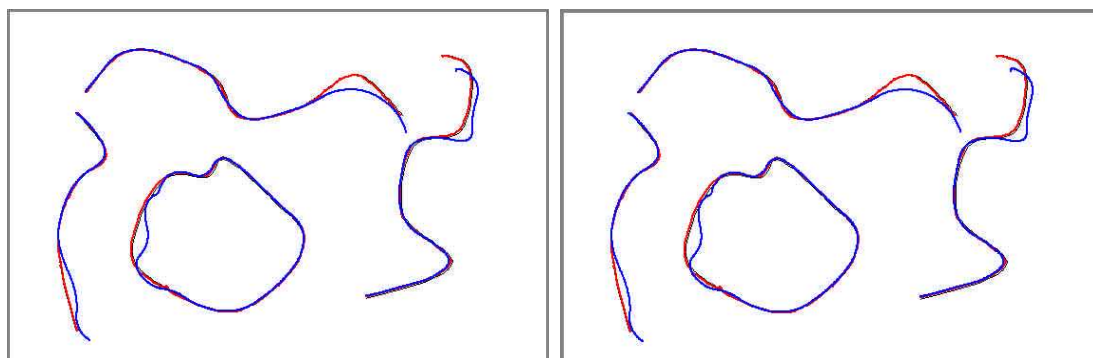


图6-22 原始曲线与校正的蓝色曲线迭和图(左:按照已知仿射几何形变模型校正蓝色曲线;
右:按照估计的仿射变换模型校正蓝色曲线)

上述视觉比较及误差估计表明:当图像间既存在整体仿射几何变换,又存在局部特征的相对变化时,可以将 NURBS 曲线的仿射不变性及局部可控性结合起来,同样可利用 NURBS 曲线的控制点寻找同名点对,从而实现仿射变换模型的估计及图像配准精度的改进。

在这里,需要强调的是:匹配过程是自动实现的。

➤ 小结

上述两组合成数据的实验表明:图像间存在较小的仿射几何形变,甚至图像的同名几何特征存在局部畸变时,基于 NURBS 曲线的局部可控性和仿射不变性仍可在 NURBS 曲线的控制点中确定同名点,从而实现图像间整体仿射变换模型的估计;该实验充分说明了基于参数化曲线(NURBS 曲线)控制点的图像精匹配思想的可行性。

6.3.4.2 真实图像

以上,我们通过合成数据的实验探讨了基于 NURBS 曲线控制点进行图像精匹配的可行性。在本小节,我们在本章第二节粗配准实验数据的基础上,给出图 2-8、图 2-9以及图 2-10、图 2-11所示两组图像数据的精配准结果。

➤ 第一组图像数据

对应第一组图像数据的粗配准结果(见图 6-6、图 6-7),分别对图中红色标记的各个线状特征进行三次 NURBS 曲线拟合,得到图 6-23、图 6-24所示的

NURBS拟合曲线及控制点。为增强视觉效果，在图中分别对拟合的 NURBS 曲线以及对应的控制点进行了加粗增强。

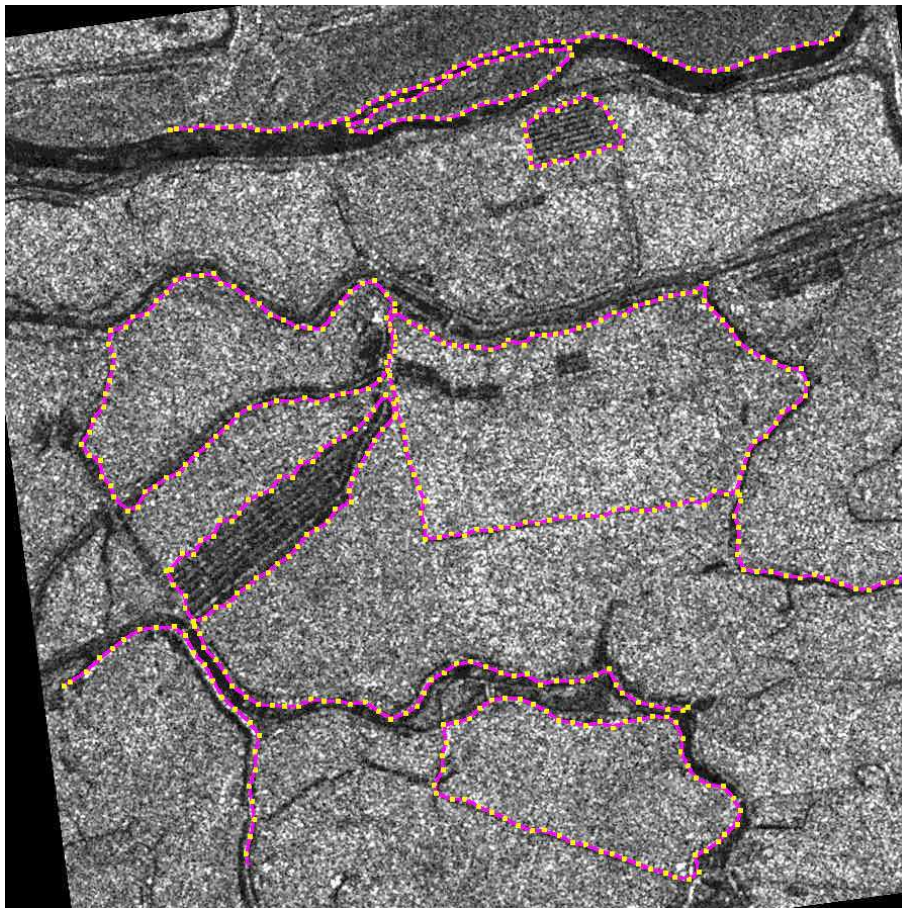


图6-23 第一组数据 SAR图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制点（ 896×896 :
红色为 NURBS曲线，黄色为控制点）



图6-24 第一组数据 SPOT-P图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制点（896×896: 红色为 NURBS曲线，黄色为控制点）

图 6-25 为 SPOT-P 图像坐标系中，来自不同图像的 NURBS 拟合曲线及控制点的迭合示意图。在精匹配阶段，我们将从这些对应 NURBS 曲线的控制点中确定模型估计所需的匹配点对。



图6-25 第一组粗配准图像的 NURBS拟合曲线在 SPOT-P图像坐标系的迭合(SAR图像 :NURBS 曲线及控制点，黄色； SPOT图像： NURBS曲线及控制点，粉色)

由本节匹配点对的确定方法，我们在对应 NURBS 曲线的控制点中得到匹配点对如图 6-26所示。



图6-26 第一组图像数据中由 NURBS曲线控制点得到的匹配点对

采用最小二乘法，最终得到精匹配阶段 SPOT-P图像坐标系 (x, y) 与经过变换的 SAR图像坐标系 (X, Y) 间的仿射变换模型如下：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.0207 & -0.000355 & -9.5037 \\ 0.000659 & 1.0012 & -0.3420 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-37)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.9795 & 0.000279 & 9.4013 \\ -0.000654 & 0.998742 & 0.3597 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-38)$$

应用上述仿射变换模型，我们进一步得到精匹配阶段的配准图像。为便于视觉上的比较，我们在 SPOT-P图像坐标系内，将粗、精配准两个阶段的图像配准部分边界、以及以及 SAR 图像中变换的边缘特征与 SPOT 图像迭合，得到图 6-27所示配准效果结果图。其中，绿色标记对应粗配准阶段特征层，黄色标记

对应精配准阶段特征层。

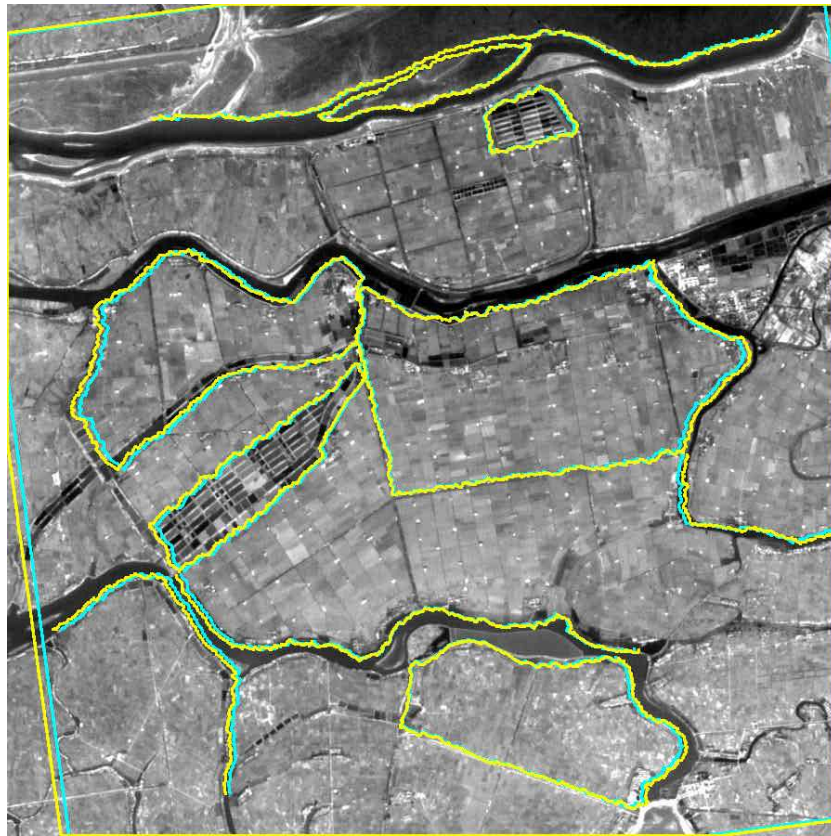


图6-27 第一组图像数据精细化配准效果图（绿色、黄色标记分别对应粗配准、精配准阶段图像配准部分边界及 SAR图像边界特征层）

此外，图 6-28还给出了精配准阶段，来自 SAR图像和 SPOT-P光学图像配准部分的棋盘式布局。

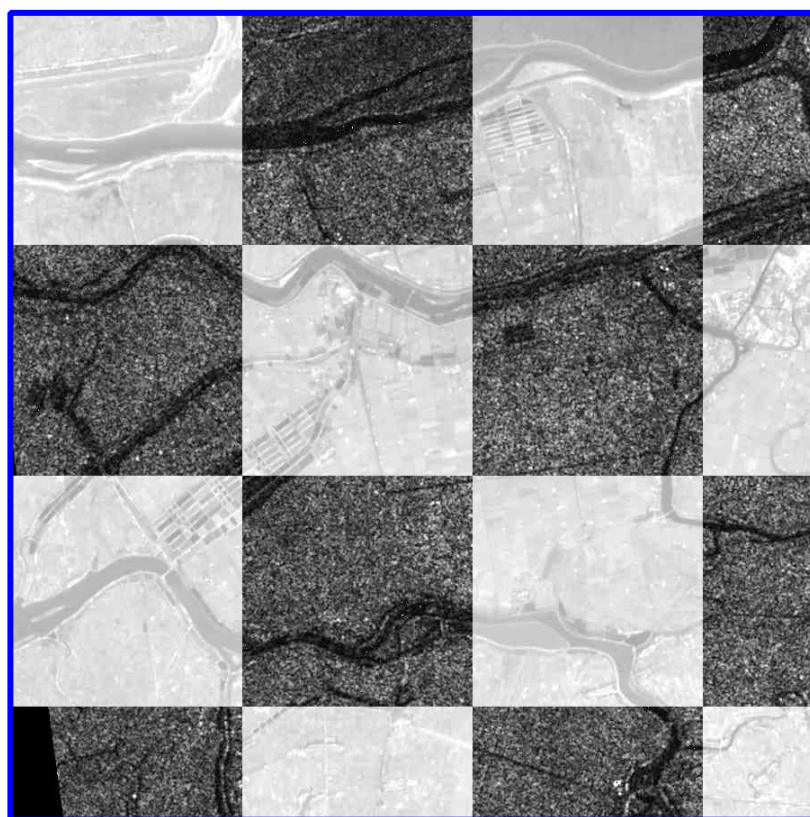


图6-28 精配准图像棋盘分布示意图

➤ 第二组图像数据

同样地，我们还得到了关于图 2-10、图 2-11所示第二组图像的精匹配实验数据。以 SPOT-P图像所在坐标系为参考坐标系，图 6-12、图 6-13分别为粗配准的 SAR图像和 SPOT-P光学图像，图像中的红色标记为提取的边缘、轮廓等线状特征。

分别对上述各个线状特征进行 NURBS曲线拟合，得到图 6-29、图 6-30所示的 NURBS拟合曲线及控制点。为增强视觉效果，分别对图中的 NURBS曲线以及控制点进行了加粗增强。

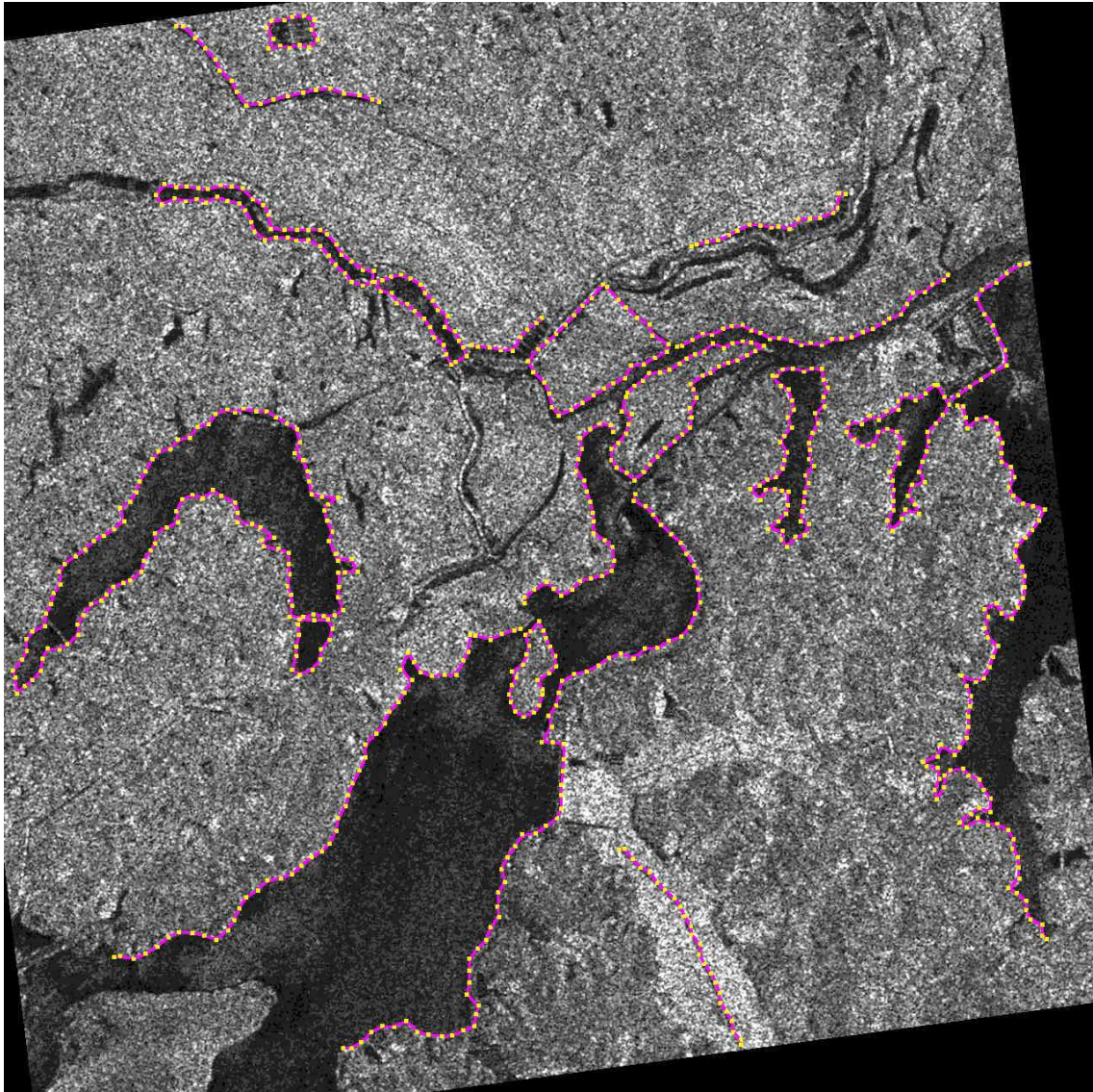


图6-29 第二组数据 SAR图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制点(1280× 1280:
红色为 NURBS曲线，黄色为控制点)

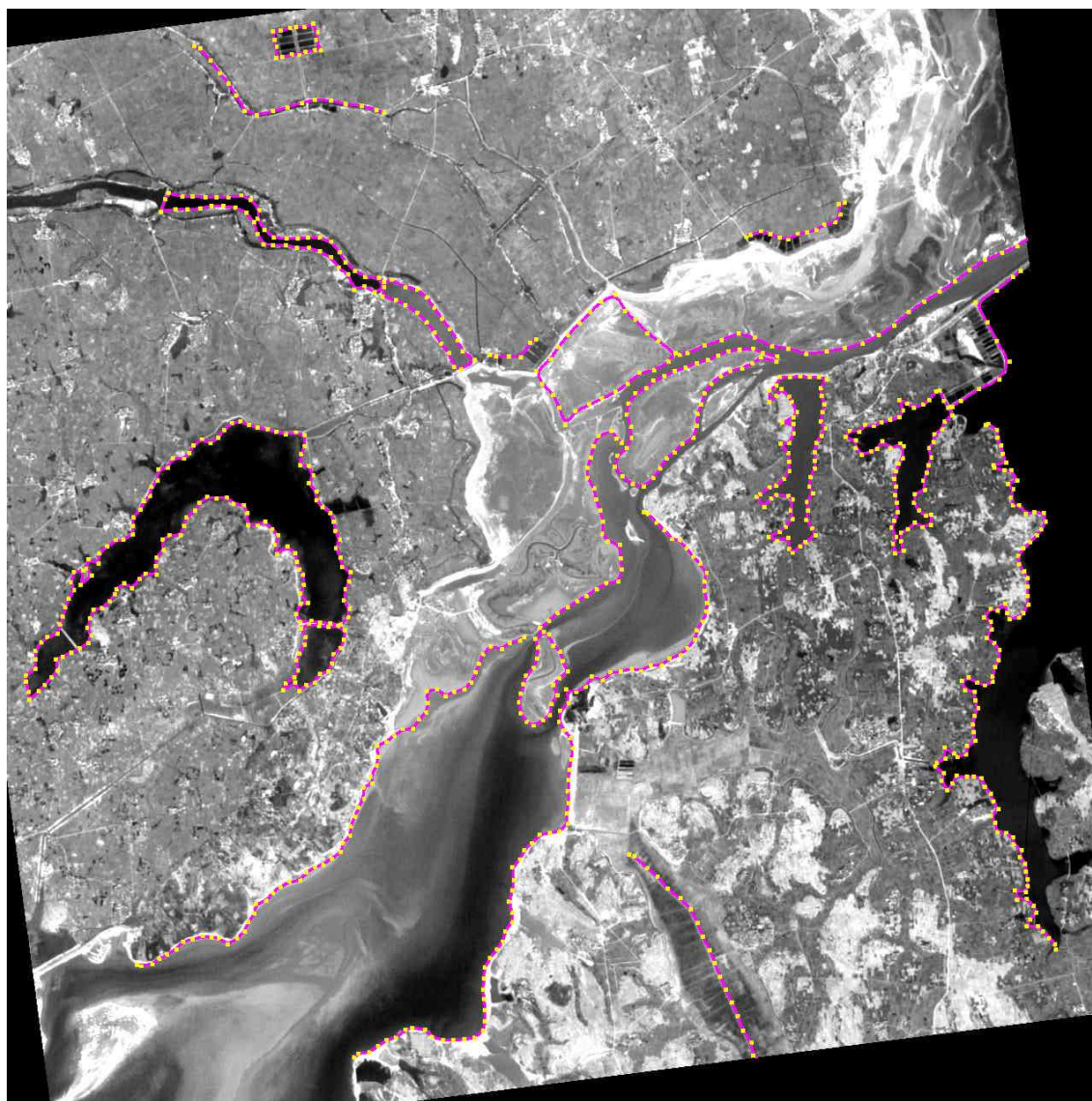


图6-30 第二组数据 SPOT-P图像粗配准部分边缘特征的 NURBS拟合曲线及控制点（1280×1280: 红色为 NURBS曲线，黄色为控制点）

图 6-31为 SPOT-P图像坐标系中，来自不同图像的 NURBS拟合曲线及控制点的迭合示意图。在精匹配阶段，我们将从这些对应 NURBS曲线的控制点中确定模型估计所需的匹配点对。

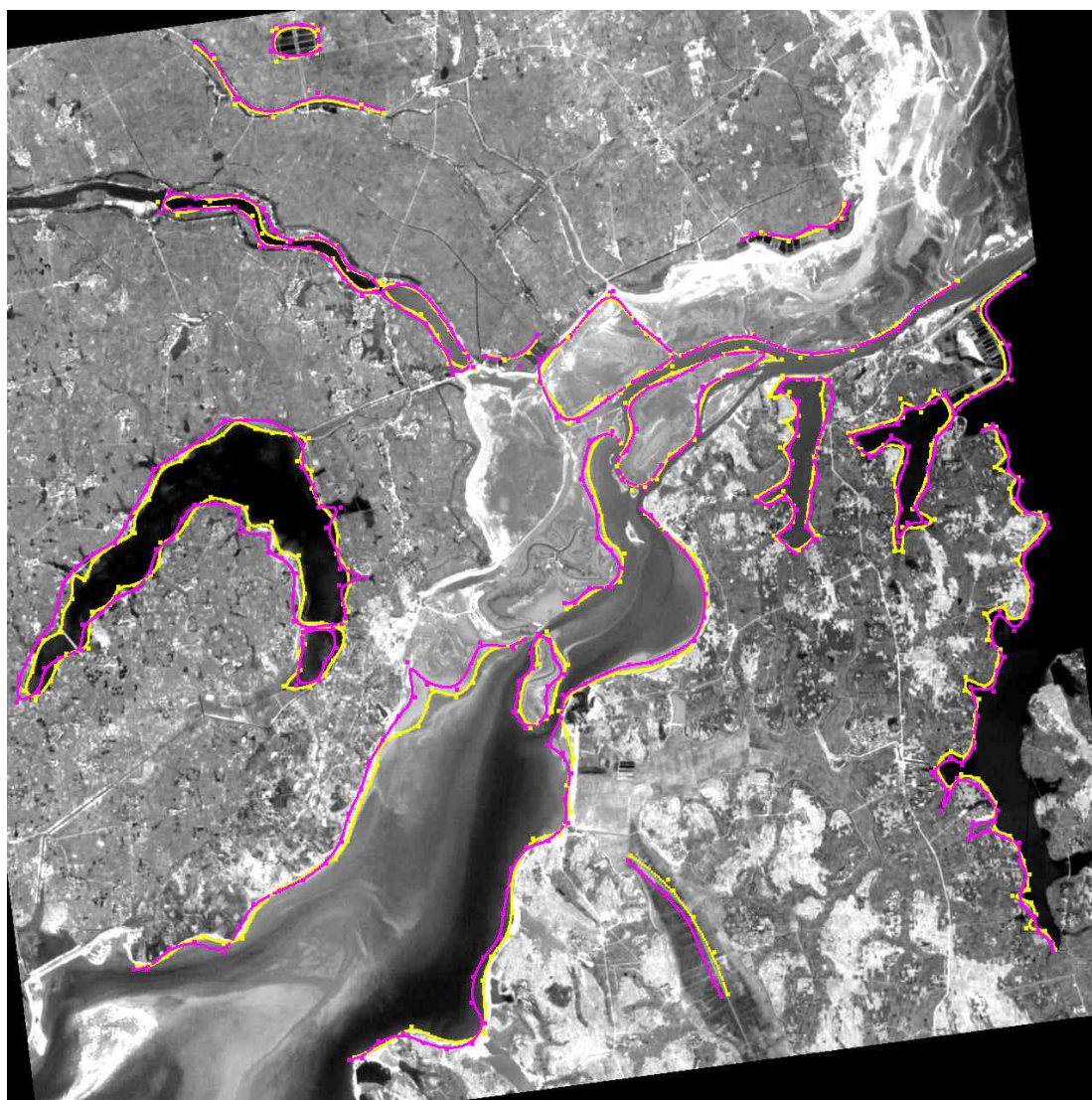


图6-31 第二组粗配准图像的 NURBS拟合曲线及其控制点在 SPOT-P图像坐标系的迭合 (SAR 图像：NURBS曲线及控制点，粉色；SPOT图像：NURBS曲线及控制点，黄色)

同样地，由本节匹配点对的确定方法，在图 6-31对应 NURBS曲线的控制点中得到匹配点对见如图 6-32黄、绿标记。

由最小二乘法，估计精匹配阶段 SPOT-P 图像坐标系 (x, y) 与经过变换的 SAR图像坐标系 (X, Y) 间的仿射变换模型如下：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.9957 & 0.0107 & -2.1793 \\ -0.002818 & 0.9968 & 2.2022 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-39)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.004026 & -0.010822 & 2.3736 \\ 0.002814 & 1.0028442 & -1.9707 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6-40)$$

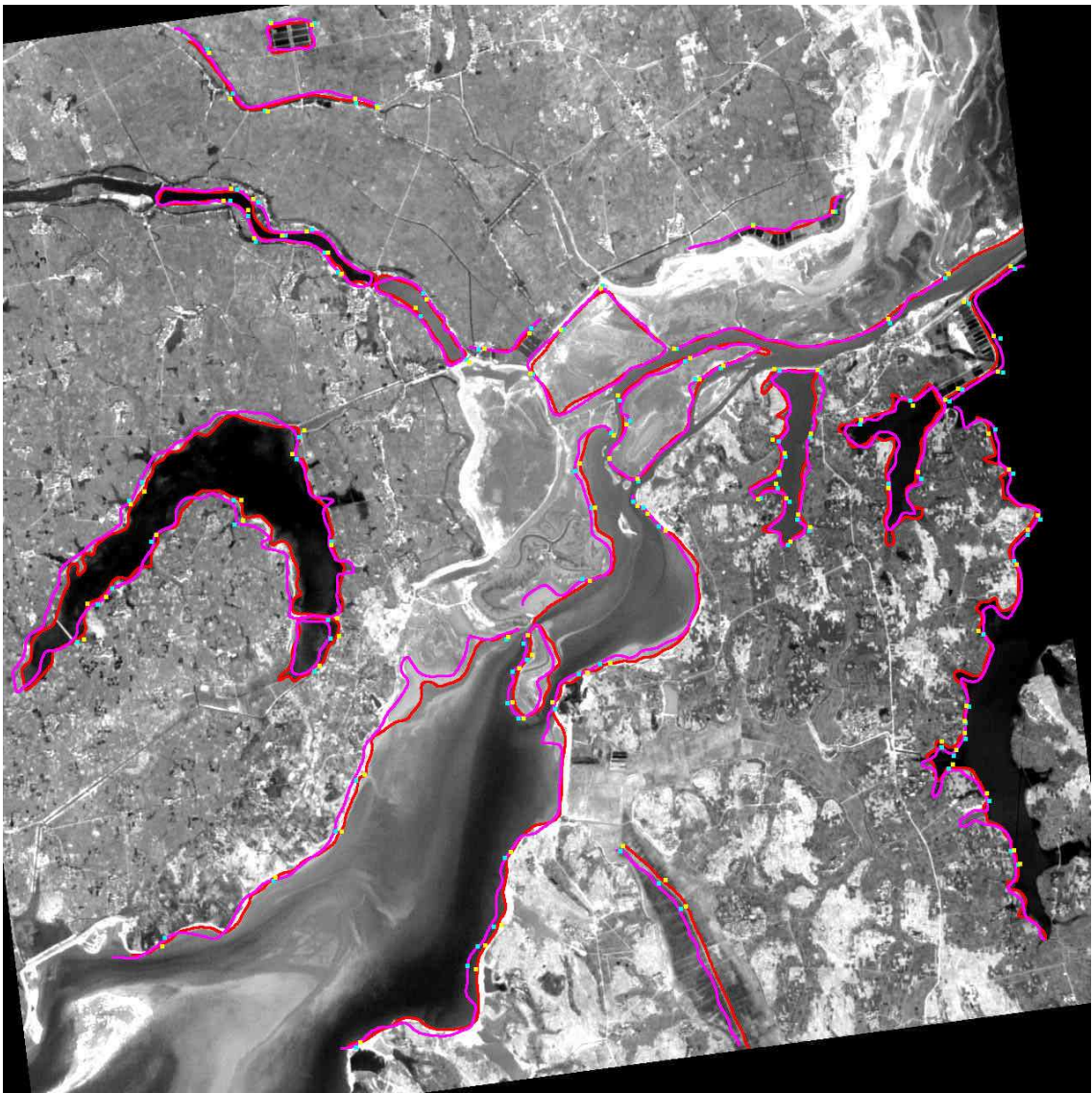


图6-32 第二组图像数据中由 NURBS曲线控制点得到的匹配点对

为增强视觉效果，我们在图 6-33 中给出精细化配准的不同阶段，图像的配准部分以及边缘、轮廓等特征在同一 SPOT 图像坐标系的迭合示意图。其中，绿色标记对应粗配准部分，黄色标记对应精配准部分。

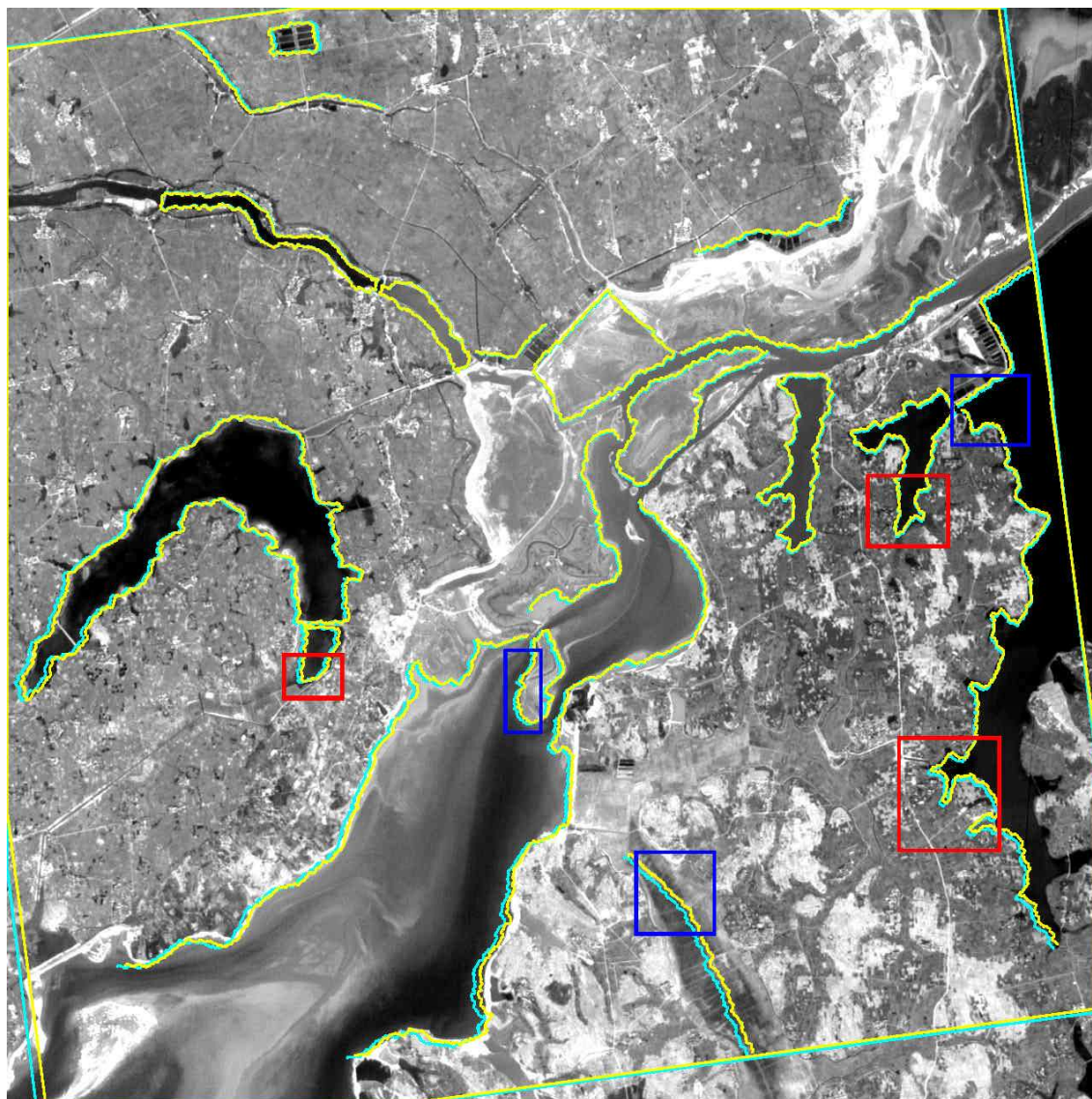


图6-33 第二组图像数据精细化配准效果图（绿色、黄色标记分别对应粗、精配准阶段图像配准部分边界及 SAR图像边界特征层）

图 6-34 是图 6-33 蓝色及红色方框所示的局部区域在不同配准阶段、来自 SAR 图像和 SPOT 图像特征层的迭合情况的全分辨率形式，其中图 6-34a 对应图 6-33 蓝色方框，而图 6-34b 对应图 6-33 红色方框部分。

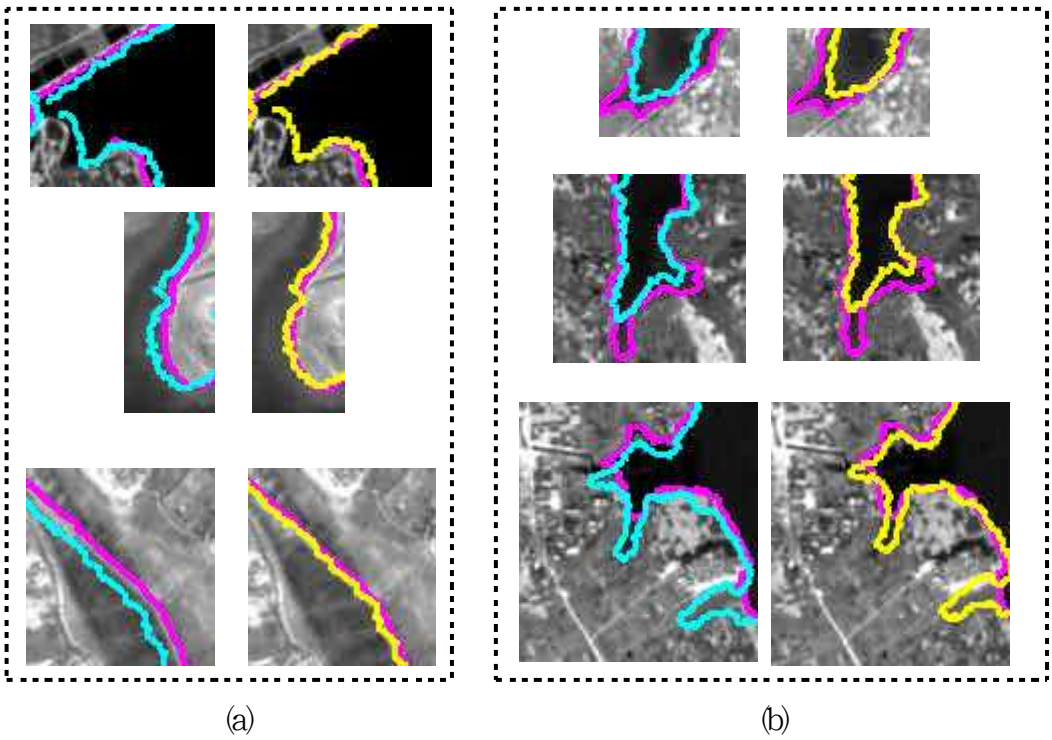


图6-34 第二组图像在不同配准阶段局部区域 SAR图像特征（粗配准：蓝色；精配准：黄色）与 SPOT图像特征（粉红）的迭合情况：a，对应图 6-33中蓝框所示部分精细化配准的各个阶段；b，对应图 6-33中红框所示各部分在精细化配准的各个阶段。

图 6-35为 SAR图像和 SPOT-P光学图像精配准部分的棋盘式布局。

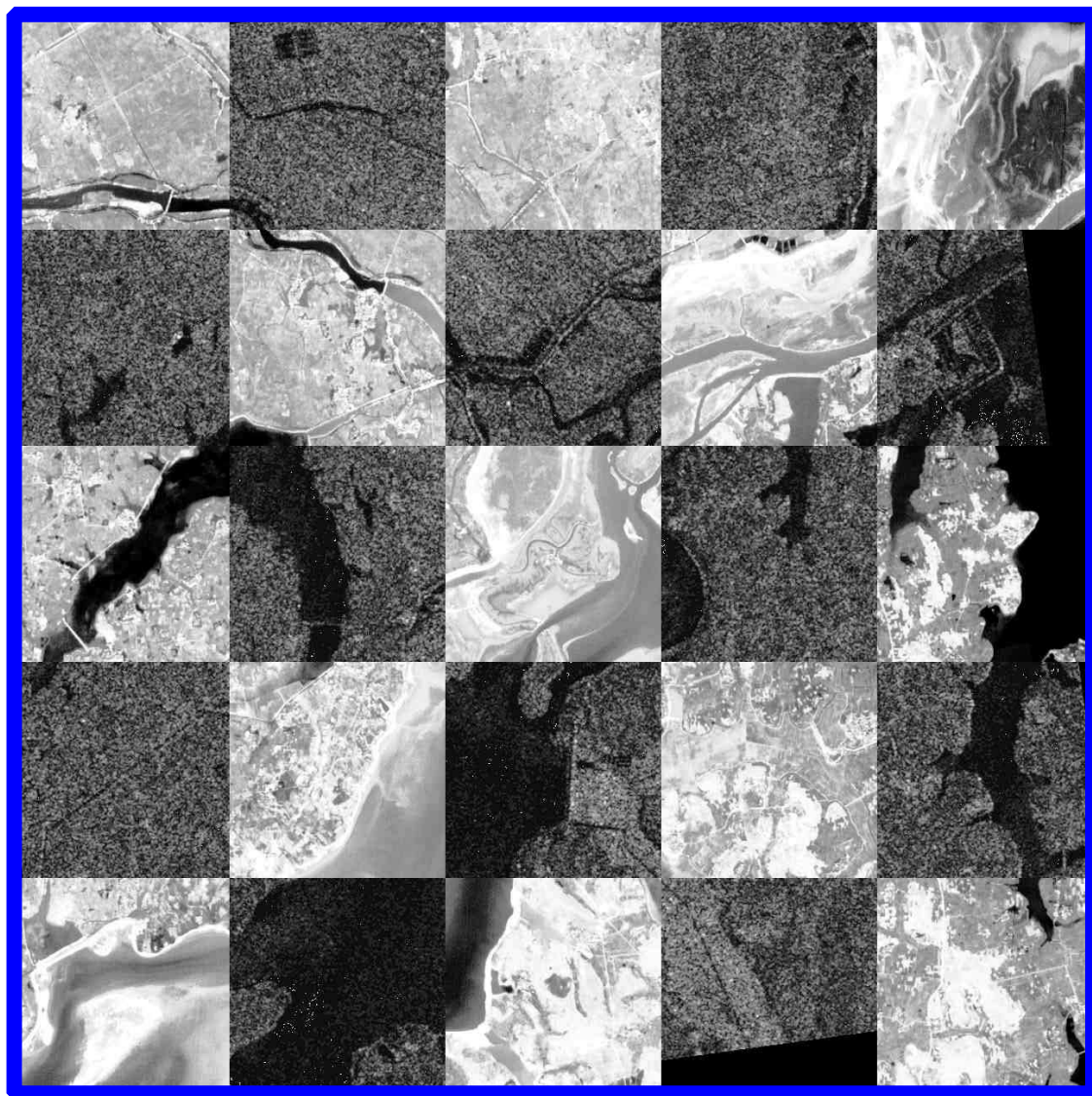


图6-35 第二组图像数据精配准部分棋盘分布示意图

➤ 小结

在本小节，我们利用两组真实的图像数据，对上述基于 NURBS 曲线控制点的精匹配技术进行了检验。与粗匹配阶段的得到同名点相比，基于 NURBS 拟合曲线控制点的方法可以获得数量更多、空间分布更均匀的同名点。

在同一坐标系中，我们将不同阶段的配准图像及边缘特征进行视觉比较（分别如图 6-27、图 6-33、以及图 6-34a），可以看出：经过粗配准，图像间的大

致旋转、平移、尺度变形虽得到了描述，但变换后图像的对应轮廓或边缘段之间存在明显的间隙；经过精配准，来自不同图像同名特征的空间迭合程度得到了明显的改善，表明该阶段图像的匹配质量有了很大的改进。此外，图 6-29、图 6-35 所示配准图像的棋盘布局效果图进一步直观地表明了：通过上述精配准方法可获得满意的配准效果。

众所周知，对于 SAR 图像与光学图像的配准，由于成像平台的不同，很难保证图像获取时间的一致；此外，当多传感器图像配准技术应用于水灾分析时，往往需要实现不同时间获取图像的配准（比如：水灾发生时获取的 SAR 图像与其它时段的 SPOT 光学图像的配准）。上述因素使得 SAR 图像与光学图像中对应同一成像区域的共有特征不可避免地存在局部变化的可能。

图 6-34b 对应图 6-33 所示红色方框部分在粗、精配准等不同阶段 SAR 图像及 SPOT 图像特征层的迭合情况。该图直观地表明：这三组子块数据的对应水域间均存在明显的局部变化，但基于参数曲线控制点的匹配策略有效地避开了对应特征间明显的变化。

利用 NURBS 曲线的局部可控性虽然可以避开存在较大区域变化的轮廓，但是对于存在微小变化的区域，在控制点的匹配过程，存在由于较小误差而误匹配的可能，因此，将不可避免地带来误差。

6.3.5 小结

本节提出了一种基于参数化曲线的图像精配准方法，与目前其它图像配准技术中的边缘匹配方法相比，本方法具有以下几个新颖之处。

①首次将 NURBS 理论应用于图像的配准技术。本方法利用参数化的 NURBS 曲线描述图像的边缘、轮廓等线状特征，克服了图像中通过离散点序列描述边缘或线特征的不足，使图像中线状特征更接近于真实曲线；此外，基于 NURBS 曲线拟合的方法描述 SAR 图像中区域的轮廓或边缘等特征时，可以克服由于斑点噪声而造成线状特征的“不规则”现象。

②该方法以图像间存在较小的仿射几何形变为前提，将 NURBS 曲线局部可控性和仿射不变性巧妙地用于图像精匹配过程同名点的确定。

一方面，利用 NURBS 曲线的局部可控性，容许两图像因获取时间的不同（一段时间间隔内，地物发生了局部变化）或成像条件的差异（即使 SAR 图像与光

学图像在相同时间获取，由于云雾等的遮挡使得光学图像中存在地物特征的不完整，而具有全天候全天时特点的 SAR 传感器则可以获得较 SPOT 图像更为完整的地物分布）而存在的对应曲线的局部变化。

另一方面，该方法克服了直接在图像的边缘或轮廓直接寻找匹配点对的不足，由于 NURBS 曲线的局部可控性，使得曲线有局部变化的部分不影响其相对一致部分 NURBS 曲线控制点的匹配。因此，通过 6.3.2.2 节的特征匹配准则，可以保证在曲线相一致的区域，所找到的匹配点对是正确、可靠的。

与粗匹配阶段的同名点相比，在对应的 NURBS 拟合曲线控制点中确定的同名点数量更充足、空间分布更均匀，因而可达到精配准图像的目的。

两组图像数据的精配准实验证明了该方法的成功。

6.4 多传感器卫星图像配准效果的评价

6.4.1 引言

前面，我们以 SAR 图像和光学图像中存在数量足够多的区域特征（或封闭轮廓）为前提，针对特征丰富区域的图像配准，给出了一种基于多层特征匹配思想的多传感器精细化配准方案，并结合图 2-8、2-9、以及图 2-10、2-11 所示两组图像数据的具体实验，在 6.2 及 6.3 节，分别对精细化配准技术的核心部分，即：基于区域特征的粗配准、以及基于参数化曲线的精配准，进行了论述。

两组图像在不同阶段的配准结果使我们直观地认识到：利用本文所给的配准方法，我们可以在粗配准阶段，得到两幅图像整体匹配变换的粗描述；在精配准阶段，利用 NURBS 曲线的局部可控性及仿射不变性，在对应曲线的相对不变部分寻找数量更多，相对匹配区域的几何形心数量更多的匹配点，进一步改善图像的配准质量，从而实现了图像的精细化配准。但这只是一个定性、直观的认识。为了对图像的配准效果有一个全面的认识，还需要客观、定量的衡量手段进行评价。

图像配准，尤其是多传感器遥感图像配准效果的评价一直是一件很困难的事情。由于多传感器遥感图像的配准效果与具体应用条件、成像传感器的特性、地物目标表面的粗糙程度以及地物的组分及生物特性有关，而且待配准的多幅

图像基本上是在不同时间或成像条件下获得的，因此，不存在绝对的多传感器图像配准的标准问题，即不存在金标准 (gold standard)，只有相对的配准答案。这也是为什么至今国内外还没有一种可以客观、定量衡量图像配准性能评价系统的原因。

本节的其余部分将以上述两组图像的精细化配准实验为例，讨论图像的配准效果的评价。

6.4.2 关于图像配准效果的视觉比较

主要是观察者借助人的视觉特性对图像的配准效果进行直观的评判。通常，有两种方法适合多传感器图像配准效果的视觉比较。

一个方法是在同一图像坐标系中，将不同配准图像的特征层进行空间意义的迭合，或以不同的颜色通道显示出来；另一个方法是将参考图像和测量图像的配准部分以棋盘布局的形式显示。

基于本文的精细化配准方法，我们分别对图 2-8、2-9、以及图 2-10、2-11 所示两组图像数据的配准结果以适合视觉比较的直观形式表示出来：本文的图 6-8、图 6-14 分别显示了粗配准图像特征层的迭合效果，而图 6-28、图 6-34 为两组图像数据在粗配准以及精配准不同阶段、SAR 图像的特征层与光学图像的迭合图；此外，图 6-29、图 6-36 分别为精配准图像的棋盘布局图。

借助上述途径，我们直观认识到：本文所提出的基于多层特征匹配的配准是一个由粗至精、使图像配准效果逐步改善的过程。

对图像配准效果的主观评价，很难掌握统一的评价尺度或标准；而且，这种评价往往受人的经验或心理状态等因素的影响。因此，很难定量地描述配准图像的空间迭合程度或图像的相似程度。

下面，我们将定量地比较不同阶段的图像配准效果。

6.4.3 配准精度估计

配准精度是对图像的配准质量进行定量评价的传统方法。

通常，在参考图像和测量图像中确定一系列对应点，即测试点 (check points)。为了更可靠地反映图像的配准质量，这些测试点应不同于模型估计所需的同名点。测试点的均方根距离即为图像的配准精度。

测试点的来源主要有三种途径：①基准点库。是最可靠的测试点来源，但很少提供。②通过特征匹配得到的同名点。这些同名点如果用于空间变换模型参数的估计，即称之为控制点；若用于配准误差估计，则称之为测试点。③借助于遥感图像读图软件（如 ENVI、FREELOCK等）通过人工交互方式，手动选取得到的图像道路交叉点等等。

若 $\begin{cases} x = f(X, Y) \\ y = g(X, Y) \end{cases}$ 为通过自动配准得到的参考图像 (x, y) 和测量图像

(X, Y) 间空间变换模型，对于来自参考图像和测量图像的 n 对测试点 (x_i, y_i) 、 (X_i, Y_i) ， $i = 1, 2, \dots, n$ ，根据上述空间变换模型估计 (X_i, Y_i) 在参考图像坐标系的对应点为 (x'_i, y'_i) ，于是，由测试点序列估计参考坐标系内空间变换误差如下：

- x 、 y 各方向的均方根距离误差 $RMSE_x$ 、 $RMSE_y$ 分别为：

$$RMSE_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - f(X_i, Y_i))^2}{n}} \quad (6-41)$$

$$RMSE_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - g(X_i, Y_i))^2}{n}} \quad (6-42)$$

- x 、 y 两个方向总均方根距离误差 $RMSE_{total}$ ：

$$RMSE_{total} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - f(X_i, Y_i))^2 + (y_i - g(X_i, Y_i))^2]}{n}} \quad (6-43)$$

上述指标中， $RMSE_{total}$ 即为通常意义的图像配准精度。

由于本文的图像数据中缺乏基准点，我们最终确定了手动选点的方法，借助 FREELOCK 工具，分别在图 2-8、图 2-9 以及图 2-10、图 2-11 所示的两组图像数据中手动选取了 19~24 对测试点。在此基础上，将本文精细化配准不同阶段以及手动配准结果进行比较，有关指标的估计如表 6-11、表 6-12 所示。

表6-11 利用手选测试点进行空间变换误差估计（第一组图像数据，24对测试点）

空间变换误差	手动配准	精细化配准	
		粗配准✖	精配准✖
$RMSE_x$	2.2878	6.3209	2.0869
$RMSE_y$	2.1823	2.4709	1.8901
$RMSE_{total}$	3.1617	6.7867	2.8156

表6-12 利用手选测试点进行空间变换误差估计（第二组图像数据，19对测试点）

空间变换误差	手动配准	精细化配准	
		粗配准✖	精配准✖
$RMSE_x$	3.4965	5.9134	3.5399
$RMSE_y$	1.5931	3.5806	1.6022
$RMSE_{total}$	3.8423	6.9130	3.8856

✖ 注意，在表 6-11中，精细化配准过程的粗、精配准模型分别如式 6-10、式 6-37；表 6-12中，对应粗、精配准模型分别如式 6-12、式 6-39所示。

由表 6-11、表 6-12可看出：基于本文的精细化配准方法，两组图像的配准精度分别由粗配准阶段 6.7867个像素、6.9130个像素提高到 2.8156个像素、3.8856个像素，配准精度得到了明显的改善；配准精度好于或相当手动方法。

无论是手动方法、还是精细化配准不同阶段，x方向的空间变换误差明显高于 y方向。由空间变换误差与参考图像的迭合示意图可以直观地看出空间变换误差的分布并不是完全随机分布的（在第二组图像数据中表现得更为强烈一些）。

比较两组图像数据的配准效果，第二组数据的空间变换误差明显劣于第一组图像数据。

究其原因：

①成像方式的不同而引起的，如 SAR图像中，由于侧视成像引起的距离向压

缩以及存在地形起伏时的投影误差,以及 SPOT-P 图像中地形起伏而产生的投影误差等。

②测试点分布不均匀

③更多的局部变化,从而造成一些误匹配的控制点对。

毕竟,利用上述误差的估计仅仅依靠测试点的变换误差得到的。因此,误差估计与测试点的数量以及分布情况有关。

6.4.4 小结

在本节,以多传感器卫星图像的精细化配准为例,利用两组图像的配准结果,在进行了配准效果的不同方法评价基础上,由实验以及计算结果的分析 and 比较,我们得出以下结论:

- 由表 6-11、表 6-12 可以看出:本文精细化配准方法得到的图像最终配准精度可以与高于或相当于手动配准精度。
- 精细化配准的不同阶段,图像由粗配准到精配准,配准误差平均改善了 3 个像素以上,最终图像的配准精度得到了明显提高;利用该方法进行图像配准效果的定量评价与实际所得图像视觉效果吻合得很好(分别见图 6-27、图 6-33 不同配准阶段特征层的迭合效果图以及图 6-28、图 6-35 精配准结果的 mosaic 效果图)。

6.5 大图像的配准——基于局部区域配准模型的自适应扩展

6.5.1 局部区域配准模型在大范围图像配准应用的扩展

本章,我们以 SAR 图像和光学图像中含有数量足够的同名区域特征或封闭轮廓特征为前提,给出了一种基于多层特征匹配的多传感器卫星图像精细化配准方案。这种精细化配准方法主要用于特征丰富的区域的图像配准。

事实上,多源遥感数据的集成不仅仅是多传感器、多时相、多空间分辨率图像的集成,它更意味着较大覆盖范围多源遥感数据的集成。因此,我们有必要在此进一步探讨局部图像配准模型在整景或大范围图像配准应用的适应性扩展问题。

由于大范围图像往往覆盖较为宽阔的成像区域,各部分区域覆盖地物的种

类以及地形不同，使得大范围图像配准往往面临以下问题：

- ◆ 图像中可识别的同名特征空间分布不均匀，存在局部区域特征丰富，而其它区域特征稀疏的问题；
- ◆ 在成像区域中含有丰富的同名特征，但在大范围图像中直接通过特征提取、特征匹配的方法进行图像的配准往往需要较大的时间开销。

本节从特征丰富的局部区域的几何配准入手，探讨局部特征丰富区域的配准模型在大范围图像配准的适应性扩展问题。

这种实验性的探讨主要包括两个部分的内容：

①当局部区域配准模型用于大范围图像配准的扩展时，探讨局部区域的大小对大范围图像配准的影响；

②当特征丰富的局部区域配准模型用于大范围图像的配准时，利用大图像中其它部分（如：特征稀疏的局部区域）少量匹配点对，修正这种扩展模型，探讨修正的扩展模型对大范围图像配准的精度影响。

针对上述两部分内容，我们选择了具有较大覆盖范围的一对图像，作为基于局部区域配准模型自适应性扩展的实验数据，图像数据的快视图分别参见图 6-36、图 2 从特征丰富的局部区域开始，其中，用于模型扩展的小区域如图 2 白色方框所示，从小到大对应局部区域的大小依次为：256×256、512×512、768×768、1024×1024以及 1280×1280。

在实验中，用于模型扩展的匹配点对来自白色方框内的区域，用于误差估计的测试点来自大图像中的其它区域；与此同时，为了考查利用大图像中其它区域少量匹配点修正基于局部区域变换模型的可行性（从而达到改善大图像之间配准精度的目的），我们还在白色方框之外，靠近图像右外侧、下侧选取了少量不等匹配点，进行测试。仍以 SPOT-P 图像为参考图像，误差估计参考式 6-41、式 6-42。相关实验结果参见表 6-13。

为了能够对局部区域配准模型在大图像区域的扩展有一个定量的认识，根据该表的实验数据，我们得到了不同情况下，大图像空间变换误差与局部区域大小分布图，如图 6-38 所示，这里我们紧紧给出了大图像总均方根误差 $RMSE_{total}$ 相对于参与配准模型扩展的局部区域大小的影响。

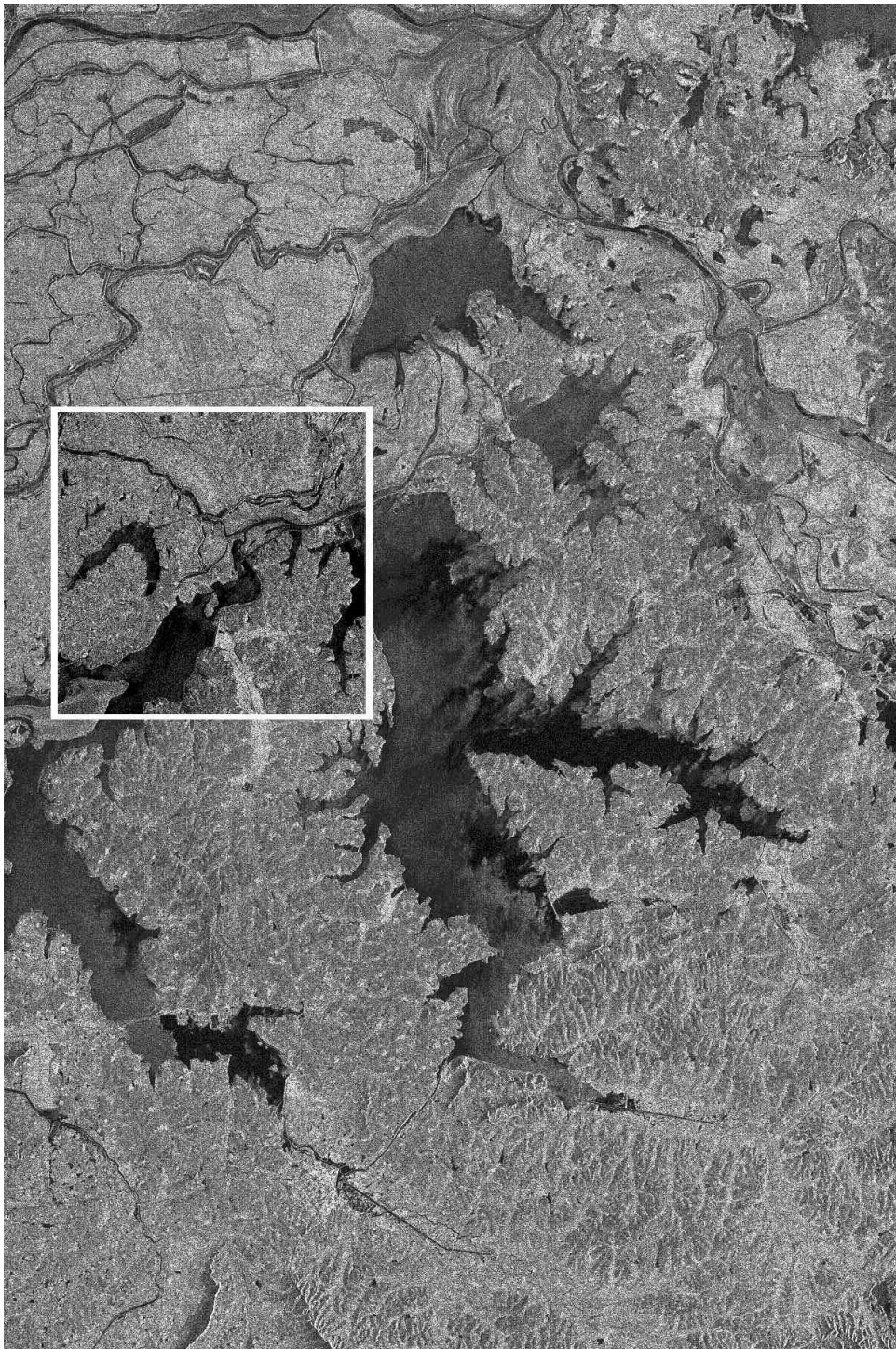


图6-36 ERS SAR 图像快视图(3000×4500)：图中白色方框所示区域与 SPOT 图像中最外侧方框区域相对应。

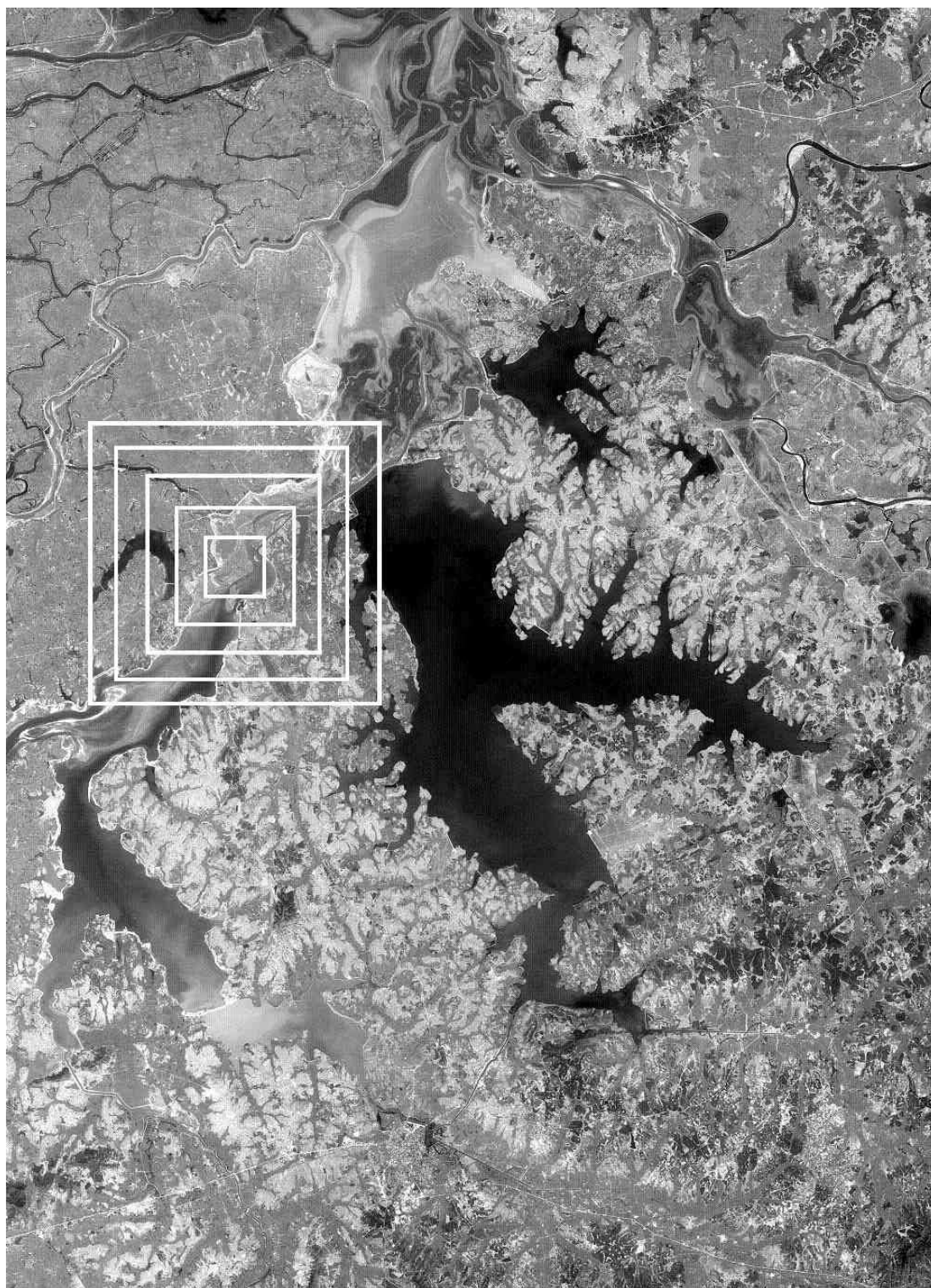


图6-37 SPOT-P 图像快视图(4000×5500)：图中白色方框所示区域由小到大依次为 256×256、512×512、768×768、1024×1024 及 1280×1280 像素。

表6-13 大图像局部区域配准模型在其它区域的扩展

变 换 误 差		图 像 大 小				
		256× 256	512× 512	768× 768	1024× 1024	1280× 1280
利用局部区域 匹配点对估计 的变换模型	$RMSE_x$	13.9952	9.7436	9.3873	9.7334	8.7680
	$RMSE_y$	5.9579	5.5920	4.8834	4.8913	4.7539
	$RMSE_{total}$	15.2106	11.2342	10.5815	10.8933	9.9738
利用两对匹配 点修正得到的 变换模型	$RMSE_x$	9.5227	8.1640	8.1893	8.3424	8.2750
	$RMSE_y$	5.5142	6.2719	5.1374	5.0969	4.7066
	$RMSE_{total}$	11.0041	10.2950	9.6673	9.7762	9.5199
利用六对匹配 点修正得到的 变换模型	$RMSE_x$	8.3080	8.3276	8.3418	8.3175	8.2685
	$RMSE_y$	4.7527	4.7805	4.7333	4.7751	4.6982
	$RMSE_{total}$	9.5713	9.6022	9.5911	9.5907	9.5100

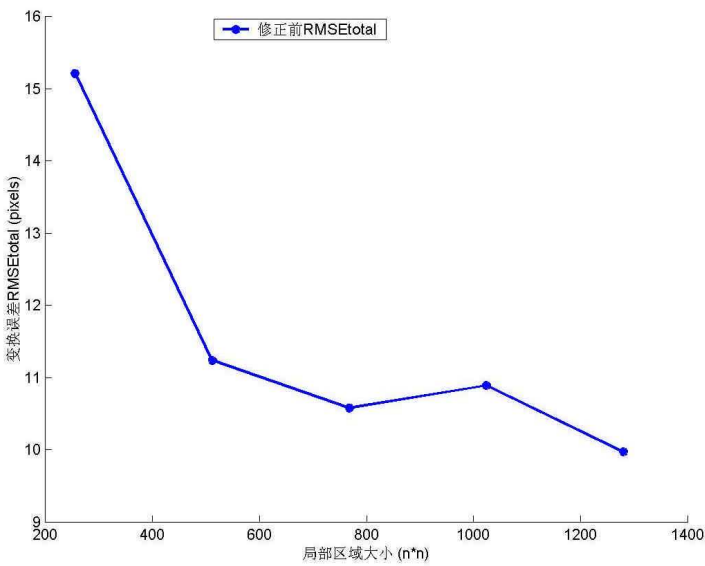


图6-38 局部区域配准模型在大图像配准应用的扩展

当利用大图像中其它区域少量的匹配点对修正基于区域区域配准的变换模

型时，我们仅仅给出了采用 2 对点、6 对点分别进行模型修正时，大图像的配准误差与参与扩展的局部区域大小的关系。类似地，根据表 6-13，我们得到了如图 6-39 所示的关系图。

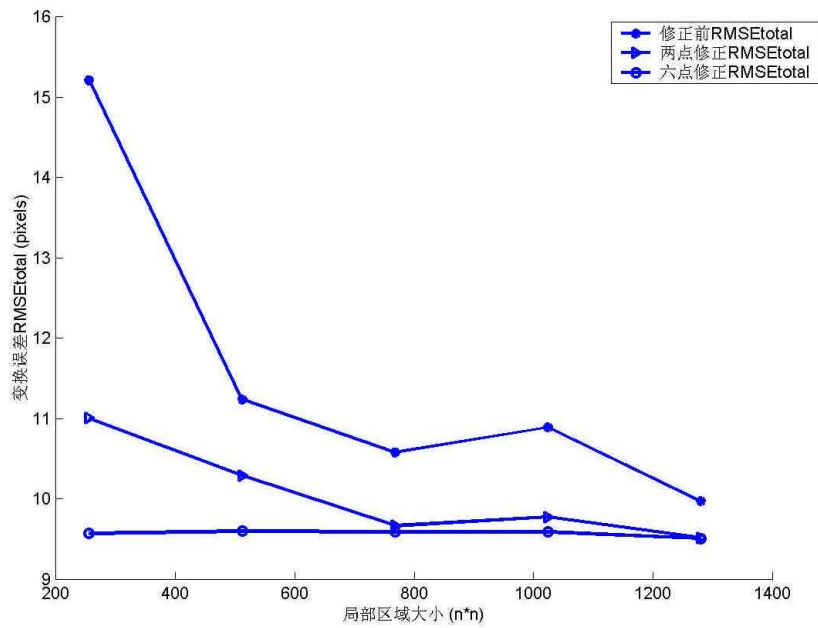


图6-39 模型修正前后，大范围图像配准的变换误差与局部区域大小的关系图

根据图 6-38、图 6-39 我们可以看出：

①当局部区域配准模型用于大范围图像配准的应用扩展时，随着图像局部区域尺寸的增加，大图像的配准误差呈现降低的趋势。对于以局部特征丰富区域为中心、有效范围为 6000×6000 的大图像，当局部区域增大到 768×768 时，大图像的配准误差基本保持在 10~11 像素。

②进一步，我们还考查了利用大图像其它区域较为分散的少量匹配点对，修正上述变换模型的可行性。当局部区域尺寸为 $256 \text{ 像素} \times 256 \text{ 像素}$ 时，通过少量匹配点对进行变换模型的修正，可以明显地改善大图像的配准误差；随着局部区域尺寸的逐渐增大，基于修正模型的配准误差基本保持不变。在参与修正的匹配点对分布尽量均匀的前提下，相应地，大图像的配准误差得到了改善。最终，基于修正后的变换模型获得的图像配准误差可降为 9~10 个像素。

基于上述两点，我们得出结论：

①对于大图像的配准，我们可以避开直接在大图像中进行特征提取与匹配的不便性，而从具有丰富特征的局部区域的配准入手，通过局部区域配准模型的适应性扩展，最终实现大图像的配准，从而间接实现大图像有效范围内特征稀疏区域的空间集成；

②当基于局部区域的配准模型不能满足精度要求时，可进一步利用大图像其它部分少量的匹配点对进行模型的修正，从而在一定程度上达到改善图像配准精度的目的；

③对于大图像的配准，由于图像覆盖区域的增大，使得成像区域的地形存在波动的可能性，当图像的配准精度要求较高时，仅仅采用全局的仿射变换模型不足以描述两图像之间的几何变换，在上述基于局部区域配准模型的适应性扩展的基础上，可以考虑将基于局部区域的配准模型与基于分块技术的配准结合起来，进一步通过大图像的分块划分，分别实现各子块的局部配准，从而达到改善图像配准精度的目的，相应的解决方案参见图 6-40。

6.5.2 基于局部区域配准模型的适应性扩展+大图像的子块划分

图 6-40给出了一种大图像配准的解决框架，即：基于局部区域配准模型的适应性扩展+基于分块技术的匹配策略。进一步，我们在此给出简单的说明。

➤ 第一部分：基于局部区域配准模型适应性扩展的图像初始匹配

对于大范围遥感图像的配准，通过目视比较，选择并提取一对或多对特征丰富的局部子图像，并记录各个子图像在大图像坐标系中的位置。利用本文精细化配准方法或其它基于特征的配准方法，实现局部区域的特征匹配，在此基础上，实现局部区域配准模型的自适应扩展（以及基于大图像其它区域少量匹配点对的修正）。

➤ 第二部分：基于子块划分技术的图像精配准

将上述粗配准图像进行子块划分，在各对子块图像中，分别进行局部区域的特征提取和匹配。各对子块因覆盖的地物不同，同名特征的数量或种类也会有所区别。甚至，采用一种特征提取方法只能得到极少数的同名特征。因此，子块图像中同名点的获取可采用本文精细化配准方法或融入更多的特征提取技术，针对实际情况，选择一种或多种特征提取及匹配方法，实现相应子块图像

中同名点的确定。

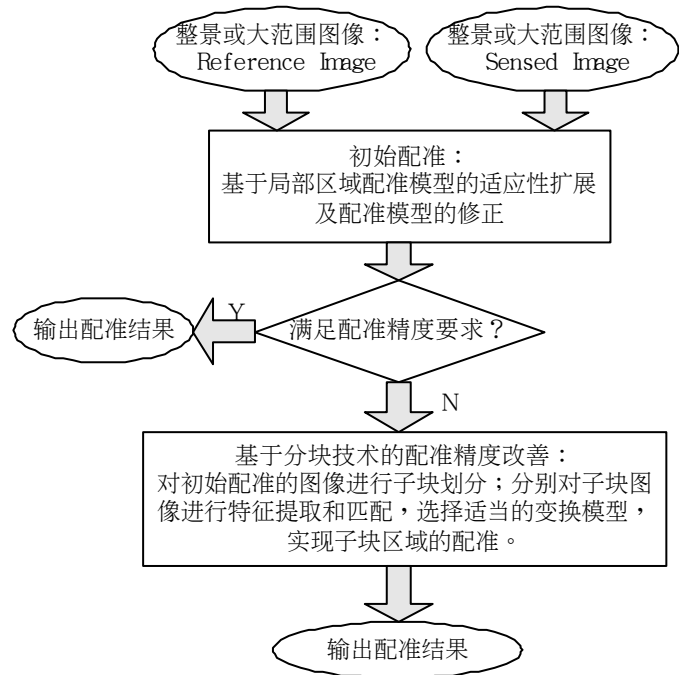


图6-40 局部区域配准模型在大图像配准应用的扩展

关于变换模型的确定，主要有以下几点考虑：如果图像中各对子块中均含有足够数量的同名点，可以考虑采用分段多项式的变换模型；但图像中同名点的空间分布不均匀，甚至局部区域分布过于稀疏，则可以考虑全局变换模型。

之后，是图像配准结果的输出。如果有必要，可考虑利用上述方法迭代地实现图像配准效果的改善。

以上，我们仅仅从图像处理角度实现图像的配准。事实上，图像覆盖范围的增加，也往往意味着地形的复杂多变，此时，以仿射变换为基本变换模型的假设（即：成像区域为平面）已不复存在。因此，在图像的粗配准之前，可考虑采用 DEM等辅助数据以及卫星成像参数实现图像的几何校正。

以上，我们针对大范围图像的配准，探讨了一种基于局部区域配准模型适应性扩展的配准问题，并进行了简单说明。下面，我们对本章的工作进行总结。

6.6 总结与讨论

本章以 ERS SAR图像和 SPOT-P图像为数据源，对多传感器卫星图像的自动

配准进行了探讨和研究。主要工作可以概述如下。

- 以多传感器卫星图像中含有丰富的区域或封闭轮廓特征为前提，给出了一种基于多层特征匹配技术的多传感器卫星图像精细化配准方案。其配准流程是一个由粗至精、图像的配准精度不断改善的过程，核心部分主要由两部分组成：基于区域特征的粗配准；基于参数化曲线的精配准。

粗配准的目的在于消除两图像间明显的几何形变，并确定图像间最大重叠区。在该阶段，利用形状矩阵将来自不同图像坐标系的区域特征统一到相同的坐标空间进行形状的相似性比较；形状矩阵特有的描述方法为区域特征的形状比较提供了一个统一的度量准则；同时，利用方向一致的约束准则将形状矩阵求取过程中得到的关于区域长半径的相对旋转角与基于PCA方法的主轴方向约束结合，有效地避免了区域轮廓主轴方向的多义性。

精配准阶段的核心部分在于边缘特征的描述及匹配。其特点在于：

①首次将 NURBS理论引入图像的配准技术，利用参数化的 NURBS拟合曲线不仅可以逼真、形象地描述图像的边缘、轮廓等线状特征，而且还克服了 SAR图像中由于斑点噪声而造成的线状特征边缘“不规则”现象。

②在特征匹配过程中，以图像间仅存在仿射变换为前提，将 NURBS曲线的局部可控性与仿射不变性用于同名点的确定，一方面，利用 NURBS曲线的局部可控性，容许两图像间同名特征的局部变化；另一方面，又可以将 NURBS曲线的局部可控性与仿射不变性结合起来，利用特征匹配准则，避开两图像的对应曲线局部明显变化的部分，在 NURBS曲线的控制点中寻找同名点。只要对应曲线间存在局部特征的一致性，我们就可以获得满足要求的同名点。

- 通过对两组图像数据的精细化配准结果的评价表明：基于多层特征匹配技术的多传感器精细化配准可以获得与手动配准相当的配准精度；且图像经过精配准，其配准精度相对粗配准来说，平均可以提高 3 pixels这种基于测试点的定量评价与图像配准结果的视觉比较结论相吻合。
- 进一步，对于整景或大范围卫星图像的配准，本文探讨了一种基于局部区域配准模型适应性扩展的配准方案在大图像配准应用问题。在大范围图像中，选择并提取特征丰富的局部区域，通过局部区域配准模型的适应性扩展实现大范围图像的配准，并通过大图像中其它部分少量的匹配点对达到

改善大图像配准精度的目的，从而可间接地实现特征稀疏部分的图像配准。进一步，可将局部区域配准模型的扩展与分块技术结合，以满足更高的匹配要求。

第七章 结束语

本章，我们对本文的工作及主要贡献进行总结，并对下一步的工作进行了展望。

7.1 本文的工作及主要贡献

利用航空、航天等多样化的空间平台携带的各种传感器，可以获得关于同一成像区域的、在不同时间、具有不同空间分辨率、覆盖不同电磁波段的多源遥感数据。利用多源遥感数据的信息集成技术实现多源信息的优势互补已经成为目前信息科学领域研究的主要内容，而实现多源遥感数据的几何配准是多源信息有机集成的前提和基础。

在多源卫星数据中，SAR 图像与光学图像分别由完全不同的成像传感器获取。一方面，主动式 SAR 系统全天候、全天时的对地观测能力弥补了被动式光学图像传感器间断性对地观测的不足；另一方面，SAR 图像与光学图像分别反映了电磁波谱微波段和可见光段的辐射特性。实现两种图像的信息集成，可以在连续对地观测意义下，富集两种图像关于地物的冗余及互补信息。与此同时，SAR 图像与光学图像完全不同的辐射特性增大了图像特征提取及匹配的难度，使 SAR 图像与光学图像的配准成为二者信息有效集成的“瓶颈”，这也使得 SAR 图像与光学图像的配准成为目前多传感器卫星配准的研究热点及难题。

本文在分析和探讨多传感器卫星图像配准技术难点的基础上，结合项目的应用背景，以 ERS SAR 图像和 SPOT-P 光学图像为实验数据，围绕多传感器图像自动配准这一主题，进行了雷达图像与光学图像的处理及配准技术的探讨。

本文的主要工作及贡献概括如下：

➤ 图像的滤波

本文针对 SAR 图像的斑点噪声抑制问题，对目前国际上的几种典型的滤波方法进行了分析，提出了一种基于修正 Frost 核的滤波算法，该算法综合考虑滤波窗口的统计信息，既充分保留了图像的细节，又克服了增强行 Frost 滤波器过多保留“假细节”的缺陷，从而在噪声抑制与细节保持方面取得了较好的折

衷。本文从噪声抑制和边缘保持等角度，确定实现滤波器性能的定量评价指标，在此基础上，通过对几种典型滤波算法的客观、定量的比较性研究，本文确定了适合图像中不同图像特征类型提取的滤波方案。

➤ 特征提取

水体特征提取。本文以水体在 SAR 图像与光学图像中的灰度特性呈现弱随机性为前提，给出了一种基于熵的多源卫星图像水体提取算法。通过信息熵将灰度图像映射为熵值图像，采用最优阈值方法有效地提取熵值图像中呈现暗区的水域，实验表明，该方法可有效地用于图像中较大区域的水体提取；为了准确获取水体的边界，结合边缘信息，我们还提出了一种基于模板的水体边界提取方案。

雷达图像边缘特征的提取。斑点噪声的存在严重影响了 SAR 图像的质量，许多可成功用于光学图像边缘特征检测的方法在 SAR 图像中只能得到零碎、不规则的边缘，为此，我们引入了基于模板的归一化比值方法，通过较大邻域的均值抑制图像中斑点噪声的影响，可用于 SAR 图像中显著的边缘特征的检测。

➤ 多传感器卫星图像精细化配准技术的研究

针对雷达图像与光学图像配准技术的研究，提出了一种基于多层特征匹配的多传感器卫星图像精细化配准方案。核心部分主要包括基于区域特征的粗配准、基于参数化曲线的精配准。

基于区域特征的粗配准。不同于目前大多数 SAR 图像与光学图像的手动粗配准，本文实现了基于区域特征匹配的图像自动粗配准。在该阶段，巧妙地利用形状矩阵将不同图像中形状各异、大小不一的区域特征统一到相同的坐标空间进行形状描述。形状矩阵特有的描述方法为各种区域特征的形状比较提供了统一的度量准则；而基于方向一致的约束准则有机地结合了形状矩阵求取过程的长半径方向信息与基于 PCA 的区域主方向信息，有效地避免了基于形状匹配的多义性。多层匹配策略的引入为粗匹配阶段获取充足的同名区域提供了有力的保证措施。通过粗配准，消除了图像间明显的几何形变。

基于参数化曲线的精配准。这一阶段的核心部分为边缘特征的描述及匹配。与目前其它基于边缘特征的配准方法相比，我们的精配准策略具有以下几个明显的创新点：①首次将 NURBS 的参数拟合思想用于图像配准技术的研究，利用参数化的 NURBS 拟合曲线描述图像的边缘特征，克服了离散空间中以离散点序

列描述边缘的不足，使图像中的边缘特征更接近真实的曲线；此外，以 NURBS 拟合曲线描述 SAR 图像中的边缘特征，有效地解决了由于斑点噪声而产生的“不规则”边缘问题；②以图像间仅存在较小的几何形变为前提，在特征匹配阶段，将 NURBS 曲线的局部可控性与仿射不变性引入同名点的确定：一方面，利用 NURBS 曲线的局部可控性，容许两图像间同名曲线的局部变化；另一方面，将 NURBS 曲线的局部可控性与仿射不变性有机地结合起来，通过距离准则、方向准则及曲率准则的约束，避开对应曲线间发生明显变化的部分，在 NURBS 曲线控制点中寻找匹配点对。只要对应曲线之间存在局部特征的一致性，就可以获得满足要求的同名点。

NURBS 曲线的局部可控性与仿射不变性在图像配准过程中的巧妙运用有效地克服了由于图像间对应特征的局部畸变（由于图像获取条件的差异、或成像时间的不同而造成）对特征匹配的不良影响，为实现存在明显变化的图像配准提供了一个较好的解决途径。

ERS SAR 图像与 SPOT-P 光学图像的精细化配准实验表明该算法可使图像的配准精度最终达到 2.8~3.9 个像素。

➤ 局部区域配准模型的扩展

针对整景图像或大范围多传感器卫星图像的配准，本文给出了一种基于局部区域配准模型适应性扩展的配准方案。在大范围图像中，选择并提取特征丰富的局部区域，通过局部区域配准模型的适应性扩展实现大范围图像的配准，并通过大图像中其它部分少量的匹配点对达到改善大图像配准精度的目的，从而可间接地实现特征稀疏部分的图像配准。进一步，可将局部区域配准模型的扩展与分块技术结合，以满足更高的匹配要求。

7.2 工作展望

本文围绕“多传感器卫星图像配准”这一主题，在图像的滤波、水体特征的提取以及多传感器卫星图像的精细化配准方面做了一定的工作，尤其是在雷达图像与光学图像配准工作中，不同于目前大多数 SAR 图像与光学图像手动粗配准，本文实现了基于区域特征的自动粗配准；精配准阶段巧妙利用 NURBS 曲线的局部可控性和仿射不变性，较好地解决了图像间对应特征发生局部变化时的特征匹配问题，为多传感器卫星图像的多时相分析提供了空间集成的解决办

法。但本文多传感器的图像配准还需要进一步的完善工作，主要包括以下几个方面：

➤ 关于图像的特征提取。

本文关于多传感器图像的精细化配准工作中，因为图像特征的自动提取目前还没有一个较好的解决方案，仅采用了交互式的智能剪刀获取的。实现 SAR 图像与光学图像同名特征的自动提取是目前多传感器图像配准工作中有待解决的一个问题。

➤ 关于图像配准效果的评价。

本文关于图像配准效果的定量评价主要是基于手选测试点的误差估计，在一定程度上，它只是反映了局部意义的配准效果，而不是全局意义的性能评价。因此，有必要寻找可以客观、定量评价图像配准性能的度量指标。

➤ 多传感器卫星图像自动配准系统的自适应性。

由于成像区域的多样性，以及应用条件的变化，遥感图像内容的变化往往意味着特征提取的种类及方法的不同，如何在多传感器卫星图像的自动配准系统中考虑适应不同应用条件及图像内容的解决方案是多传感器图像配准系统有待完善的一个方向。

参考文献

- [1] Amini, A., Tehrani, S., and Weymouth, T., "Using Dynamic Programming for Minimizing the Energy of Active Contour in the Presence of Hard Constraints," Proceedings of 2nd International Conference on Computer Vision, 1988.
- [2] Borgefors, G., "Hierarchical Chamfer Matching: A Parametric Edge Matching Algorithm," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.10, No.6, pp.849-865, 1988.
- [3] Brown, L.G., "A Survey of Image Registration Techniques," ACM Computer Surveys, Vol.24, No.4, 1992.
- [4] Canny, J. F., "A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No. 6, pp. 679-714, 1986.
- [5] Christmas, W. J., "Structural Matching in Computer Vision Using Probabilistic Reasoning," Phd. Thesis, University of Surrey, U.K., 1995.
- [6] Comanicu, D. and Meer, P., "Mean Shift Analysis and Applications," Proceedings of 7th International Conference on Computer Vision, pp. 1197-1203, Kerkyra, Greece, September 1999.
- [7] Comanicu, D. and Meer, P., "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 5, pp.1-18, 2002.
- [8] Crimmins, T. R., "Geometric Filter for Speckle Reduction," Applied Optics, Vol. 24, No. 10, pp.1438-1443, 1985.
- [9] Crimmins, T. R., "Geometric Filter for Reducing Speckle," Optical Engineering, Vol.25, No. 5, pp.651-654, 1986.
- [10] Curlander, J.C. and McDonough, R. N. Synthetic Aperture RADAR Systems and Signal Processing. John Wiley & Sons, Inc. 1991.
- [11] Dai, X. and Khorram, S., "Development of A Feature-Based Approach to Automated Image Registration for Multitemporal and Multisensor Remotely Sensed Imagery," in Proceedings: IEEE IGARSS' 1997, pp.243-245.
- [12] Dai, X. and Khorram, S., "A Feature-Based Image Registration Algorithm Using Improved Chain-Code Representation Combined with Invariant Moments," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 37, No. 5, pp 2351-2362, 1999.
- [13] Dare, P., and Dowman, I., "A New Approach to Automatic Feature Based Registration of SAR and SPOT Images," IAPRS, Vol. XXXIII, Amsterdam, 2000.
- [14] Davis, L. S., and Rosenfield, A., "Noise Cleaning by Iterated Local Averaging," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-8, pp.705-710, 1978.
- [15] Deriche, R., "Optimal Edge Detection Using Recursive Filtering," in Proceedings of 1st International Conference on Computer Vision, pp.501-505, 1987.

- [16] Dowman, I., and Dare, P. "Automated Procedures for Multisensor Registration and Orthorectification of Satellite Images," International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol.32(7-4-3 W6), pp.37-44, 1999.
- [17] Duncan, J. S., and Birkholz, T., "Reinforcement of Linear Structure Using Parameterized Relaxation Labeling, " IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, pp.870-891, 1992.
- [18] Flusser, J., "An adaptive method for Image Registration, " Pattern Recognition, Vol. 25, No. 1, pp.45-54, 1992.
- [19] Flusser, J., and Suk, T., "Pattern Recognition by Affine Moment Invariants," Pattern Recognition, Vol.26, pp.167-174,1993.
- [20] Flusser, J. and Suk, T., "A Moment-Based Approach to Registration of Images with Affine Geometric Distortion, " IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 32, No. 2, pp.382-387, 1994.
- [21] Flusser, J., "Invariant Shape Description and Measure of Object Similarity," Proc. 4th International Conference on Image Processing, Maastricht, the Netherlands, pp.139-142, 1999.
- [22] Fogel, D. N. and Tinney, L. R., "Image Registration using Multiquadric Functions, the Finite Element Method, Bivariate Mapping Polynomials and Thin Plate Spline, " Technical Report, NCGIA, 1996.
- [23] Fonseca, M.G. and Manjunath, "Registration Techniques for Multisensor Remotely Sensed Imagery, " Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 62, No. 9, pp.1049-1056, 1996.
- [24] Forster, W. and Gulch, E., "A Fast Operator for Detection and Precise Location of Distinct Points, Corners, and Centres of Circular Features, " ISPRS Intercommission Workshop, June 1987.
- [25] Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K. S. and Holtzman, J. C., "A Model for Radar Images and Its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.4, No. 2, pp.157-165, 1982.
- [26] Gilles, S., "Description and Experimentation of Image Matching Using Mutual information," Technical Report, Oxford university, 1996.
- [27] Goncalves, J. A., and Dowman, I., "Precise Orientation of SPOT Panchromatic Images with the Tie Points To a SAR Image," PCV'02, Photogrammetric Computer Vision 2002, Austria.
- [28] Gonzalez, R. C. and Woods, R. E., Digital Image Processing. Second Edition, Prentice Hall. 2002.
- [29] Goshtasby, A. and Stockman, G. C., "Point Pattern Matching Using Convex Hull Edges," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. ~~SM~~5, No. 5, pp.631-637, 1985.

- [30] Goshtasby, A., Stockman, G. C. and Page, C. V., "A Region-Based Approach to Digital Image Registration with Subpixel Accuracy, " IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. GE-24, No. 3, pp.390-399, 1986.
- [31] Goshtasby, A., "Piecewise Linear Mapping Functions for Image Registration," Pattern Recognition, Vol. 19, No. 6, pp.459-466, 1986.
- [32] Goshtasby, A., "Piecewise Cubic Mapping Functions for Image Registration," Pattern Recognition, Vol. 20, No. 5, pp.525-533, 1987.
- [33] Goshtasby, A., "Transformation Functions," downloaded from <http://citeseer.nj.nec.com/407549.html>.
- [34] Goshtasby, A., "Registration of Images with Geometric Distortions, " IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 26, No. 1, pp.60-64, 1988.
- [35] Goshtasby, A., "Image Registration by Local Approximation, " Image Vision Computing, Vol. 6, No. 4, pp.255-261, 1988.
- [36] Guan, W. and Ma, S., "A List-Processing Approach to Compute Voronoi Diagram and the Euclidean Distance Transform, " IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 20, No.7, pp.757-761, 1998.
- [37] Hancock, J. S., and Kittler, J., "Edge-labeling Using Dictionary-base Relaxation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 12, pp.165-181, 1992.
- [38] Harris, C. G. and Stephens, M., "A Combined Corner and Edge Detection," In Proc. 4th Alvey Vision Conference, pp.147-151.
- [39] Hild, H., Haala, N., and Fritsch, D., "A Strategy for Automatic Image to Map Registration," IAPRS, Vol. XXXIII, Amsterdam, 2000.
- [40] Kass, M., Witkin, R., and Terzopoulos, D., "Snakes: Active contour models, " Proceedings of 1st International Conference on Computer Vision, 1987.
- [41] Kittler, J., and Illingworth, J., "Minimum Error thresholding," Pattern Recognition, Vol.19, No.1, pp.41-47, 1986.
- [42] Kuan, D. T., Sawchuk, A. A., Strand, T. C. and Chavel, P., "Adaptive Noise Smoothing Filter for Images with Signal-Dependent Noise," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 7, No. 2, pp.165-177, 1985.
- [43] Kuan, D. T., Sawchuk, A. A., Strand, T. C. and Chavel, P., "Adaptive Restoration of Images with Speckle," IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-35, No. 3, pp.373-383, 1987.
- [44] Lee, J. S., "Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images," Computer Graphics and Image Processing, Vol. 17, pp.24-32, 1981.
- [45] Lee, J. S., "A Simple Speckle Smoothing Algorithm for Synthetic Aperture Radar Images, " IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Vol.13, No. 1, pp.85-89, 1983.
- [46] Lee, J. S., "Speckle Suppression and Analysis for Synthetic Aperture Radar Images," Optical Engineering, Vol.25, No. 6, pp.636-643, 1986.

- [47] Lee, J. S., Grunes, M. R., and Mango, S. A., "Speckle Reduction in Multipolarisation, Multifrequency SAR Imagery, " IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 29, pp.535-544, 1991.
- [48] Li, H., Manjunath, B. S. and Mitra, S. K., "A Contour-Based Approach to Multisensor Image Registration," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 4, No. 3, pp.320-334, 1995.
- [49] Loncaric, S., "A survey of Shape Analysis Techniques," Pattern Recognition, Vol 31, No.8, pp.983-1001, 1998.
- [50] Lopes, A., Touzi, R. and Nezry E., "Adaptive Speckle Filters and Scene Heterogeneity," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 28, No. 6, pp.92-1000, 1990.
- [51] Lopes, A., Nezry, E., Touzi, R. and Laur, H., "Structure Detection and Adaptive Speckle Filtering in SAR Images," International Journal of Remote Sensing, Vol.14, No.9, pp.1735-1758, 1993.
- [52] Maintz, J. B. Antoine and Viergever, Max A., "A Survey of Medical Image Registration," Medical Image Analysis, Vol. 2, pp 1-37, 1998.
- [53] Maitre, H. and Wu, Y., "A Dynamic Programming Algorithm for Elastic Registration of Distorted Pictures Based on Autogressive Model, " IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 37, No. 2, pp. 288-297, 1989.
- [54] Marr, D. and Hildreth, E. C., "Theory of edge detection," Proc.R.Soc.Lond , Vol. B207, pp.182-217, 1980.
- [55] Martelli, A., "An Application of Heuristic Search Methods to Edge and Contour Detection, " Communs ACM, Vol. 19, pp 73-83, 1976.
- [56] Martin, F. J. and Turner, R. W., "SAR Speckle Reduction by Weighted Filtering," International Journal of Remote Sensing, Vol. 14, No. 9, pp.1759-1774, 1993.
- [57] Mortenson, E. N., Morse, B. S., Barrett, W. A., and Udupa, J. K., "Adaptive Boundary Detection Using 'Live-Wire' Two-Dimensional Dynamic Programming, " in IEEE Proc. of Computers in Cardiology, pp 635-638, Durham, NC, Oct.1992.
- [58] Mortensen, E. N., and Barrett, W. A., "Intelligent Scissors for Image Composition, " ACM Siggraph'95, International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, August 1995.
- [59] Narasimha Rao, P. V., Vidyadhar, M.S.R.R., Malleswara Rao, T.CH. and Venkataratnam, L., "An Adaptive Filter for Speckle Suppression in Synthetic Aperature Radar Images," International Journal of Remote Sensing, Vol. 16, No. 5, pp.877-889, 1995.
- [60] Oliver, C. J. and Quegan, S. Understanding Synthetic Aperature Radar Images Artech House, Boston, London, 1988.
- [61] Piegl, L., and Tiller, W. The NURBS Book. Springer-Verlag, 1997.
- [62] Richards, H. A. and Jia, X. Remote Sensing Digital Image Analysis. Springer, 1998.
- [63] Rignot, E. J., Kowk, M. R., Curlander, J. C. and Pang, S. S., "Automated Multisensor Registration: Requirements and Techniques," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol.57, No. 8, pp.1029-1038, 1991.

- [64] Sahoo, P. K., Soltani, S., and Wong, A. K. C., "A Survey of Thresholding Techniques, " Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 41, pp.233-260, 1988.
- [65] Shannon, C. E., " A Mathematical Theory of Communication," Bell System Technical Journal, Vol. 27, No.7, pp.623-656, 1948.
- [66] Smith, P., Sinclair, D., Cipolla, R. and Wood, K., "Effective Corner Matching, " BMVC'1998.
- [67] Smith, S. M. and Brady, J. M., "SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing," International Journal of Computer Vision, Vol. 23, No. 1, pp.45-78, 1997.
- [68] Sonka, M., Hlavac, V. and Boyle, R Image Processing, Analysis, and Machine Vision. Second Edition. 人民邮电出版社. 2002 年.
- [69] Sprengel, R., Rohr, K. and Stiehl, H. S. "Thin-Plate Spline Approximation for Image Registration," acquired from website.
- [70] Stockman, G., Kopstein, S. and Benett, S., "Matching Images to Models for Registration and Object via Clustering," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-4, No.3, pp.229-241, 1982.
- [71] Theodoridis, S., and Koutroumbas, K. Pattern Recognition. 机械工业出版社, 2003 年。
- [72] Thepaut, O., Kpalma, K. and Ronsin, J., "Automatic Registration of ERS and SPOT Multisensor Images in A Data Fusion Context, " Forest Ecology and Management, pp.93-100, 2000.
- [73] Thevenaz, P., "A Pyramid Approach to Sub-pixel Image Fusion Based on Mutual Information," IEEE International Conference on Image Processing ICIP'1996, Switzerland, pp.265-268, 1996.
- [74] Tomasi, C. and Manduchi, R., "Bilateral filtering for gray and color images," Proc. Sixth Int'l Conf. Computer Vision, pp.839-846, January 1998.
- [75] Ton, J. and Jain, A. K., "Registering Landsat Images by Point Matching," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 27, No. 5, pp.642-651, 1989.
- [76] Torre, V. and Poggio, T. A., "On Edge Detection, " IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-8, No. 2, pp.147-163, 1986.
- [77] Touzi, R. and Bousquet, P., "A Statistical and Geometrical Edge Detector for SAR Images, " IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 26, No. 6, pp.764-773, 1988.
- [78] Tupin, F., Maitre, H., Mangin, J. F., et al, "Detection of Linear Features in SAR Images: Application to Road Network Extraction, " IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 36, No. 2, pp.434-453, 1998.
- [79] Unser, M., "Splines: A Perfect Fit for Signal/Image Processing, " IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 16, No.6, pp.22-38, 1999.
- [80] Ventura, A. D., Rampini, A. and Schettini, R., "Image Registration by Recognition of Corresponding Structures," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 28, No. 3, pp.305-314, 1990.
- [81] Viola, Paul A. and Wells, W., "Alignment by Maximization of Mutual Information," in Proceedings: ICCV'1995 , pp. 16-23.

- [82] Williams, D., and Shah, M., "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," CVGIP: Image Understanding, Vol.55, pp.14-26, Jan,1992.
- [83] Wu, Y. and Maitre, H., "Smoothing Speckled Synthetic Aperature Radar Images by Using Maximum Homogeneous Region Filters," Optical Engineering, Vol. 31, No. 8, pp.1785-1792, 1992.
- [84] Zhang, Z., Prinnet, V. and Ma, S., "A New Method for SAR Speckle Reduction," Proceeding of IGARSS 2002, June, Canada , 2002.
- [85] Zhang, Z., and Prinnet, V., "A Rough-to-Fine Satellite Image Registration Method with Sub-pixel Accuracy," International Conference on Image Processing 2002, USA.
- [86] 郭华东等. 雷达对地观测理论与应用. 北京: 科学出版社. 2000.
- [87] 李军. 博士学位论文: 多源遥感影像融合的理论、算法与实践。武汉测绘科技大学, 1999.
- [88] 孙家广, 等. 计算机图形学. 北京: 清华大学出版社. 2000 年。
- [89] 杨清友, 王超, "干涉雷达复图像配准与干涉条纹的增强," 遥感学报, Vol.3, No.2, 1999.
- [90] 于秀兰, 刘绍龙, 钱国惠, 贾晓光, "一种多光谱和 SAR 遥感图像的配准方法," 中国图象图形学报, Vol. 5(A), No.2, pp.100-104, 2000.
- [91] 魏钟铨等. 合成孔径雷达. 北京: 科学出版社. 2001 年.
- [92] 徐新, 廖明生, 卜方玲, "一种基于相对标准差的 SAR 图像 Speckle 滤波方法," 感学报, Vol. 4, No. 3, 2000.
- [93] 张澄波等. 综合孔径雷达. 北京: 科学出版社. 1989 年.
- [94] 章毓晋. 图像分割. 科学出版社. 2001 年。
- [95] 张永生. 遥感图像信息系统. 北京: 科学出版社. 2000 年。
- [96] 张祖勋, 张剑清, 廖明生等, "遥感影像的高精度配准," 武汉测绘科技大学学报, Vol. 23, No. 4, pp. 320-323, 1998.
- [97] 朱述龙, 张占睦. 遥感图像获取与分析. 北京: 科学出版社. 2000 年。

攻读博士学位期间撰写及发表的论文

1. ZHANG Zhaohui , et.al, “A Rough -to-Fine Satellite Image Registration with SubPixel Accuracy,” Proceedings of ICIP 2002, pp 385-388, New York, USA, 2002.
2. ZHANG Zhaohui, et.al, “A New Method for SAR Speckle Redtution,” Proceedings of IGARSS 2002, June 24-28, 2002 Toronto, Canada.
3. ZHANG Zhaohui, et.al, “Water Body Extraction from MultiSource Satellite Images,” Proceedings of IGARSS 2003, July 24-25, 2003, Toulouse, France.
4. 张朝晖，等，“一种基于修正 Frost核的 SAR图像斑点噪声抑制方法，”已投中国图象图形学报。

致谢

在本论文即将完成之际，我要向所有曾给予我指导和帮助的老师 and 同学表示我由衷的谢意。

本文是在导师马颂德研究员的悉心指导与关心鼓励下完成的。马老师不仅是我学业的导师，他对我的言传身教将使我受益终生。马老师渊博精湛的学识、严谨求实的治学态度，宽广的胸怀和伟大的人格魅力，将是我永远学习的榜样。在此，我要向马老师表达我深深的谢意。

感谢给予我帮助和指导的 Veronique PRINET 副研究员。她勤奋踏实的工作态度给我留下了深刻印象。感谢她为我们提供的科研环境，和自始至终对我生活和学习的关心。

感谢师兄潘春洪博士对我学业上的无私帮助和鼓励，论文的很多工作得益于师兄建设性的意见和不厌其烦的讨论。感谢师弟吴刚和滕军给我的鼓励 and 热心帮助。感谢医学图像组王建哲同学对我的帮助。

感谢胡包钢研究员、蒋田仔研究员、胡占义研究员、卢汉清研究员对我的帮助和指导。感谢中法实验室姜文利老师对我的帮助与鼓励。感谢唐明博士，和他讨论，我总能受到启发。

感谢我们课题小组的王风、任坤、张艳杰、段静辉、余战武、彭文辉、白笛暮。感谢我们的秘书孔思章。感谢中法实验室的王艳妮、康孟珍、杨余久、王江、李重、吴林、陈其兵、展志岗、赵星。感谢胡长勃、刘青山、吴洪、蔡志锋、叶枫翼、张永斌、王东升、王萍、黄锐、陈龙彬。感谢他们对我兄弟姐妹般的帮助。

感谢综合办的连国臻、华军、赵薇、陈志义老师。感谢研究生部的宋心发、任凤武、卜树云、邸凌、李磊和蒋磊老师，他们的辛勤工作为我们创造了良好的环境，在此向他们表示深深的谢意。

最后我还要感谢我的父母、公婆与亲友，感谢我的丈夫刘业民和女儿刘安然，是他们默默无闻的奉献、对我一如既往的支持与鼓励，使我完成了这段学业。

谨将本文献给所有关心和帮助过我的人！