

摘 要

道路信息的自动提取是摄影测量与遥感领域长久以来所关注的对象与研究难点，而准确地分割出道路区域是道路信息自动提取的前提与关键步骤。高分辨率遥感影像为道路的提取提供了丰富与海量的空间数据，从其中获取道路区域信息是遥感影像智能解译与应用领域的前沿课题。虽然对于道路区域分割已经有大量的算法出现，但是由于高分辨率遥感影像呈现出的复杂地物环境，这个问题依然没有得到完美的解决。将计算机视觉与模式识别领域的研究成果应用于这一课题中有着重要的理论与现实意义。

本文从分析高分辨率遥感影像上道路的基本特征出发，研究图割分割在自动道路区域分割中的应用。对不同场景下的道路区域采用不同的处理方案，取得了较好的效果。本文具体的研究工作主要有：

(1) 对于简单场景中的道路区域分割，尝试了基于局部道路区域显著性计算的方法获得道路先验。具体为在分水岭分割的基础上，融合道路局部对比度、对称性与边缘特性计算局部分割块的道路显著性，并在局部小范围内进行道路跟踪，以道路在空间上的延伸性为基础进行阈值分割，将道路区域与背景分离，得到道路先验。试验结果表明该方法分割出的道路区域容易形成断裂，但得到的道路先验模板相对纯净，且在对比度明显的道路区域，先验标记信息准确度较高。

(2) 对于简单场景中的道路区域分割，尝试了基于形状特征滤波的方法得到道路初值模板。具体为采用均值漂移分割在色彩域将空间相邻的像素聚类为同质区域，然后采用形状指数进行几何特征滤波，将道路区域与背景分离开来。实验结果表明该方法获得的道路先验分割相对完整，但同时容易引进与道路粘连的面状地物噪声。

(3) 分析并比较了各超像素分割方法的特点，最终选定了 *slic* 超像素分割方法得到紧致规整的超像素分割块作为图割分割模型中的结点，然后基于最大流-最小割原理，以初值分割得到的道路先验信息为约束，迭代得到优化的分割结果。实验结果表明，该方法对于内部灰度一致性保持较好的道路区域，能部分补偿由复杂形状引起的道路先验信息提取的缺失，具体表现为可以连接部分道路段间的断裂。

(4) 由于密集匹配技术受路面阴影、遮挡等干扰信息的影响较小，对复杂城市场景下的彩色影像，采用基于密集匹配的视差滤波以及一系列后续去噪处理可以得到完备的路网信息。然后沿道路方向取兴趣区，将路网离散化分段处理。在兴趣区内采用区域增长与计算归一化植被指数的方法自动获得前背景先验，为图割优化提供初值。各分段优化得到的道路区域共同构成了实验区内道路分割结果。实验结果表明基于密集匹配的视差滤波结合后续去噪处理可以得到更完备的道路区域先验标记。而当道路方向值计算准确时，沿道路方向取兴趣区，分段优化道路区域可以充分利用前背景先验，而较少受到背景中异物同谱现象的干扰，从而达到良好的优化分割的效果。

关键词：高分辨率；道路分割；图割优化；分水岭分割；局部道路区域显著性；均值漂移；形状指数；视差滤波；分段优化

ABSTRACT

Segmenting road area accurately is the precondition for automatically extracting road information from images, which proves to be a difficult task in photogrammetry and remote sensing. Very high resolution(VHR) remote sensing images provide a rich and vast amount of spatial data for road extraction, which is a hot topic in intelligent interpretation and application of remote sensing images. Although there has been plenty of algorithms in road area segmentation, the problem still remains unsolved due to the complex road environment presented in VHR images. It is of great importance to apply the research findings in computer vision and pattern recognition in this challenging research subject.

In this thesis, integrated with road features, graph-cuts based algorithm is explored to automatically segment road area from VHR satellite images. Specifically, the research work includes the following aspects:

(1) Based on watershed segmentation, a two-layer saliency calculation algorithm is designed to acquire road prior information. First, the contrast, symmetry, and edge feature is integrated in a weighted way in the local road area to calculate the first layer road saliency. Then, tracking from the seed in the salient segments, the second layer road saliency is acquired to further filter the noisy segments. The experiments show that the method can effectively label the road area that has a strong contrast with the background environment.

(2) Combining the meanshift segmentation with shape feature filtering, an alternative algorithm is presented to acquire the road mask. The experiments demonstrate that the method is robust to noisy environment and performs well in the area that the road edge is clear on the image.

(3) To improve the execution efficiency, this thesis chooses slico to acquire compact and uniform super-pixel segments as the node in the graph model after analyzing and comparing various super-pixel segmentation algorithm. Then constrained with the road foreground prior, the optimized road segmentation results are acquired based on graph-cuts algorithm. The experiments show that the method can connect the gaps between some road segments, especially when they keep the similar intensity distribution.

(4) Based on dense matching and subsection optimization, this thesis proposes an algorithm to separate road area from the complex urban environment. First, dense matching based disparity filtering is applied to remove the objects above the ground. Then, a series of post-processing methods are applied to remove the noise, especially the area connected with roads. The road interest area is acquired along the road direction. The graph cuts optimization

algorithm is performed automatically in each template, integrated with spectral and ndvi features. The experiments show that the algorithm can be less affected by the shadow and occlusion problem. It performs especially well in the road area that keeps intensity consistency.

Keywords: high spatial resolution remotely sensed imagery; road segmentation; graph-cuts segmentation; watershed segmentation; local road area saliency; meanshift segmentation; shape index; disparity filtering; subsection optimization

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT	III
1 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 本文的主要工作与内容安排.....	4
2 Graph Cuts 的基本理论与在图像分割中的应用	5
2.1 图割的基本理论	5
2.1.1 网络流理论	5
2.1.2 能量最小化理论.....	7
2.1.3 Graph Cuts 基本原理.....	8
2.2 基于 Graph Cuts 图像分割的产生与发展	11
2.3 基于 Graph Cuts 图像分割的改进与研究现状	12
2.4 本章小结	14
3 基于先验分割与图割优化的简单场景道路分割	15
3.1 引言.....	15
3.2 先验分割.....	15
3.2.1 基于局部显著性计算的道路初值获取	15
3.2.2 基于形状特征滤波的道路初值获取	19
3.3 基于超像素分割与图割的分割优化.....	24
3.3.1 slico 超像素分割.....	24
3.3.2 基于超像素块的 GraphCuts 分割优化.....	27
3.3.3 实验结果与分析	27
3.4 本章小结.....	28
4 基于密集匹配和分段图割优化的复杂城市场景道路分割	29
4.1 引言.....	29
4.2 视差滤波.....	30
4.3 去除道路无关地物.....	31
4.3.1 连通域分析	31
4.3.2 K-means 聚类分析	32
4.3.3 角度纹理分析	33

4.4 基于 GraphCuts 的分段优化	34
4.5 实验结果与分析	35
4.6 本章小结	39
5 总结与展望	41
5.1 总结	41
5.2 展望	41
参考文献	43

1 绪论

1.1 研究背景

道路信息提取在日常生活的诸多方面，如城市规划、导航系统、影像纠正与拼接，基于位置的服务等，扮演了重要的角色。按照人工参与的程度不同，道路提取的方法总体上可分为两类，机助人工的半自动方法与全自动提取。前者使操作者的动态知识可以用来指导计算机，从而能更好地应对复杂现实世界的道路状况，增加了提取结果的准确性与可靠性，其研究日趋成熟。对于后者，虽然越来越多遥感数据源的涌现为道路的自动提取提供了从不同角度尝试的机会，现有的自动提取算法在鲁棒性和处理速度上仍然达不到投入生产实践的标准。由于高分辨率光学遥感影像具有成本低快速获取且包含丰富的光谱信息的特点，大量的研究从不同角度出發，围绕从该数据源中自动获得道路网展开。

然而高分辨光学遥感影像存在的问题也让道路自动提取的研究进入瓶颈期，尤其当处理的对象是复杂城市地区时。首先，与道路毗邻的建筑物和树木会对路面形成遮蔽，造成道路信息缺失；其次，高大物体投射在路面的阴影，路面上的车辆、斑马线会增加道路类内光谱差异性，降低辐射同质性^[1]；再次，与道路具有相似光谱特征的地物如建筑物、停车场容易导致对道路信息的误提取^[2]，尤其后者是与道路相连的面状地物，不易区分；最后曲率和宽度逐渐变化的各路段构成了拓扑连续的网状结构，加大了道路自动提取的难度。研究从高分辨率遥感影像中自动提取出道路区域的信息具有重要的理论与现实意义。

道路提取应用条件的多样决定了当处理不同场景下的道路数据时，往往需要采用不同的方法与策略。但在各类道路提取的方法与技术中，基于路面信息的道路提取算法必然包括分割出路面点、修整道路段条带、连接道路段生成道路网这样三个环节。基于边缘信息的方法则包含边缘线段的获取、匹配边缘线生成道路段、连接道路段生成道路网。有的算法在分割出道路条带或生成道路边缘线对后并没有进行连接、修整工作，这些方法所选的实验影像一般较为简单，分割出的结果看起来已经比较理想。可是大部分的城市道路影像均很复杂，直接分割的结果必然包含大量的错误。剔除错分结果，将分割出的图案修整成道路形状，以及连接道路段均为必需的处理步骤。有不少的研究者同时利用路面点和边缘点的信息来获取道路，这些道路提取策略也会以不同的方式包含上述的几个基本环节^[3]。基于路面信息分割、修整和连接是众多道路自动提取方法中主流的一类处理策略。良好的道路区域分割结果本身就是重要的基础地理信息数据，同时可以减少后续修整和连接部分的工作量，为道路中线提取与构网提供良好的初始结果，因而大量研究也以此为重点展开。

1.2 国内外研究现状

图像上同质区域内的像素具有辐射信息的相似性，而同质区域间的像素往往呈现出较大的差异性。图像分割就是基于像素的这种亮度分布特性，将图像划分成若干具有特殊意义且互不相交的同质区域的过程，是计算机视觉与图像处理领域诸多应用中的关键处理步骤，形成了重要的研究方向。虽然图像分割已形成一套相对完整的方法理论体系，但在针对某些特定应用领域与场合以及特殊情况下的图像分割问题时，仍需要相关领域的学者们进行大量的理论与应用研究工作。

不同于在中低分辨率遥感影像上呈现出的线状特征，道路区域在高分辨率遥感影像上通常表现为条带状区域。通过分割技术提取道路带状区域特征，将其从背景中分离出来是实现道路自动提取的关键技术。然而由于高分辨率遥感影像复杂的环境特征，以及道路目标呈现出的变化的辐射与几何特性，将道路区域从背景中分离很具有挑战性。在模式识别与图像处理等相关领域工作的基础上，不断寻找新的理论和方法来快速、自动、有效地分割出不同地理环境中的道路区域是遥感工作者们长期以来所进行的不懈努力。目前应用于道路区域分割的方法大致可以分为如下几类：

（1）阈值分割方法

在道路特征计算的基础上，直接利用阈值进行道路区域分割是早期道路提取使用最多的技术，也最直观。此类方法的核心思想是选择一个灰度级别门限值将道路区域与背景进行区分。该方法的关键就在于如何获取合适的阈值。近五十年来，关于如何选取合适的阈值，国内外学者进行了大量实验与广泛研究。多种阈值选取方法被提出。常见的有最大熵法、最大相关性阈值法、直方图谷值分析法、直方图法与直方图变换法、最小误差法与均匀化误差法、最大类间方差法、共生矩阵法、矩量保持法、模糊集方法、简单统计与局部特性法、概率松弛法等。从阈值选取数量上有单阈值与多阈值分割法。文献^[4]采用直方图分析确定灰度阈值，根据道路实际宽度计算宽度阈值，以阈值分割得到道路区域。文献^[5]计算图像的全局和局部灰度统计特征，以高低两个灰度阈值来分割出道路区域。这类方法计算简单、速度快，但普适性不高，某一种阈值方法通常只对相应的某类图像有效。得到的分割结果通常是离散的像素点，需要进行合并得到整个目标区域。但由于图像上存在噪声，最终的分割结果容易得到许多孤立点。因此，作为简单直观的分割技术，阈值分割仅适用于道路与背景区域灰度差别较大的简单道路场景，对复杂多变的道路场景分割效果往往非常不理想。

（2）基于区域的道路分割方法

基于区域的道路场景分割通常基于颜色、纹理、形状、边界、灰度等单特征或多特征组合的各种判断准则来将道路区域从背景中分割出来。该类方法传统的实践思想包括自底向上的区域增长法以及自顶向下与自底向上相结合的分裂-合并方法。文献^[6]在

Dempster-Shafer 框架下将纹理渐进分析法应用于道路区域提取中。文献^[7]以局部灰度一致性分割影像, 采用形状指数将直线道路区域与曲线道路区域区分开来。文献^[8]采用最大似然决策法分割红外影像, 文献^[9]采用区域增长法从红外和可见光波段分割影像, 文献^[10]基于纹理分析对高分辨率的多光谱影像进行影像分割。但区域生长法依赖种子点的选取, 抵抗噪声的能力相对较差, 对于噪声较多的道路场景, 分割结果中容易出现大量的空洞。而分裂-合并法中分裂合并准则的好坏对最终的分割效率和结果有着决定性的影响。好的分裂-合并准则对于分割结果的有效性起到了重要的作用, 但同时也存在耗费时间较长的问题。该类方法比较新的实践思想有机器学习方法。文献^[11]使用 SVM 分类器对多尺度特征提取结果进行分类。文献^{[12][13]}采用自适应邻域和路径开闭运算实现影像的空间光谱特征提取并用 SVM 分类器进行分析, 将结果与局部 Geary's C 进行融合得到道路分类二值图像。这类方法对训练样本有较高的要求, 对不同摄影条件下获得的影像, 往往需要制作不同的训练数据集。

(3) 基于边界的道路分割方法

该类方法的处理思想是首先检测出图像的边缘点, 然后按一定的算法将边缘点连接成完整的轮廓, 从而将目标区域从背景中分离出来。常用的检测边缘的算子包括 Roberts 算子, Prewitt 算子, Canny 算子, Sobel 算子, 基于形态学的边缘检测等。在初步得到的不连续边缘点基础上, 通常采用边界跟踪和边界分段拟合、动态规划等技术得到封闭连续的区域边界^[14]。文献^[15]采用相位编组法检测道路边缘, 然后采用动态规划将道路边缘基元连接成道路段。文献^[16]采用微分几何的方法提取边缘不平行的条带结构。文献^[17]首先连接出完整的边缘, 然后在边缘线中产生表示道路的平行线对并制定相应的策略来判定线对为道路的可能。文献^[18]基于对象自动提取道路边缘。文献^[19-21]制定了不同的准则来控制平行线的提取并进行了逐步的改进。这类方法对边缘复杂以及噪声较多的影像往往无法得到理想的分割结果, 因此在边缘检测前常先进行平滑预处理, 但这样又会导致边缘模糊。因此, 这类方法难以平衡边缘检测的抗噪性与检测精度, 也无法保证最终得到的分割结果可以形成封闭的连接区域。

(4) 基于能量模型的道路分割方法

活动轮廓模型是遥感影像道路区域分割中常用的能量模型。基于活动轮廓模型的分割方法是偏微分方程在图像分割中的应用, 其基本思想是令图像或以图像为背景场的几何曲线(曲面), 按照指定的 PDE 进行演化或形变, 即最小化一个能量函数, 使轮廓曲线在图像中运动, 最终逼近该区域的边界, 而 PDE 的解就是人们希望得到的处理结果^[22]。文献^[23]先用自适应区域增长方式提取出基本的道路区域, 然后用腐蚀运算获取的区域轮廓线作为 GVF-Snake 模型的初始轮廓追踪道路。文献^[24]先人工确定道路的起始点、方向、道路宽度、灰度分布等坡面特征, 然后自起始坡面按照 Snake 模型搜索道路的边缘线以提取道路的双边缘。值得注意的是, 该类方法需要的人机交互次数较多, 且当道路情况复杂、初始轮廓不明确时, 迭代结果可能达不到预期的要求。

1.3 本文的主要工作与内容安排

本文的主要内容围绕将基于 GraphCuts 的图像分割方法应用于高分辨率遥感影像自动道路分割中来而展开。基于 GraphCuts 的自动图像分割可以视为由初分割自动确定前景初值与图割分割优化后处理两部分组成。针对不同的道路环境，本文采用不同的初值确定与分割优化后处理策略。对于简单场景下的道路分割，根据使用的道路特征不同，本文尝试了两种获取道路初值的方法，一种侧重于道路局部辐射特性，一种侧重于道路几何特性，然后使用基于超像素分割的 GraphCuts 方法优化初始道路区域分割结果。而对于复杂城市场景下的道路区域分割，本文采用基于密集匹配的方法获得前景先验，然后分段优化道路区域。本文章节安排如下：

第一章：绪论。介绍了论文研究的背景和国内外在高分辨率遥感影像道路分割方面的研究现状，且总结了本文的主要内容，并对文章各个章节的内容做出了安排。

第二章：GraphCuts 基本理论与其在图像分割中的应用。首先介绍了与图相关的基本概念与定义，在此基础上描述了网络流与能量优化的理论以及 GraphCuts 的基本原理与计算过程。然后介绍了基于 Graph Cuts 图像分割的产生与发展，归纳了这类图像分割方法的改进与研究现状。

第三章：基于图割的简单道路环境下的道路区域分割。针对简单场景中道路的特点，根据使用的道路特征的不同，本文采用了两种获取道路先验标记的方法。第一种采用基于分水岭的分割方法得到同质区域，根据道路局部区域内的对比度、对称性以及边缘特征计算影像上道路区域显著性，然后基于道路跟踪与灰度滤波的方法进行阈值分割，将道路区域与背景地物分离，得到道路前景模板。该方法侧重于使用道路的辐射特性。第二种方法，采用基于 MeanShift 的分割方法得到有意义的地物聚类结果，采用形状指数滤波将道路区域分离出来，得到道路前景先验。该方法侧重于使用道路的几何特性。本章分析了两种道路先验获取方法的优缺点与各自特性。然后以道路初值模板为约束，在分析了现有经典的各类超像素分割算法特性的基础上，采用基于 slico 超像素分割的图割分割方法对初分割的结果进行优化，得到更符合实际路面情况的路网分割结果。

第四章：基于密集匹配和分段图割优化的复杂城市场景道路分割。对复杂城市场景采用密集匹配结合二值影像后处理的方法得到完备的道路网，然后将路网离散化，沿道路方向取兴趣区，在各兴趣区内自动获得前背景先验，采用图割方法优化分割块，最终得到分段优化的路网。并与第三章中的方法进行了对比实验，验证了本章方法的优越性。

第五章。总结与展望。对全文进行总结，指出本文研究的优点与不足，并展望下一步的研究。

2 Graph Cuts 的基本理论与在图像分割中的应用

2.1 图割的基本理论

2.1.1 网络流理论

网络流问题是图论与组合优化理论中的基本问题。现实生活中与网络相关的问题，包括电网、水管网、通讯网、交通网等都可以根据网络流理论建模，然后通过最大流-最小割原理解决。下面以一个实例来描述网络流问题。某公司架设了一个运输天然气的网络，天然气从该网络唯一的进气口输入，流经各个管道后，由唯一的出气口输出到达目的地。假设天然气管道的截面积代表单位时间内流经这根管道的天然气最大流量，则该最大流量称为该管道的容量。天然气自进气口流入，经过各个管道，从出气口流出的实际流动过程称为流。它有如下的一些性质：

- (1) 天然气的流动是按照一定的方向进行的；
- (2) 单位时间内流经该管道的天然气流量小于或等于管道的最大流量；
- (3) 对于某个管道接口，流入的天然气总量与流出的总量相等；
- (4) 从管道入口处进入的天然气流量与出口处流出的流量保持相等。

随着天然气管道入口处流量的增加，管道内天然气的流量也随之不断增加，当增加到了一定量时，受到管道容量的限制，天然气的流量达到饱和，则该流量成为管道的最大流。

对这样一个实际状态建模，将输送天然气的网络视为一个有向加权图 $G(V, E)$ ，输送天然气的入口与出口分别对应源点 s 和汇点 t 。图中边的方向对应天然气的流向，边的权值对应着管道的容量，并且假设容量值为整数。则网络流问题可以表达为，通过这个网络，由源点到汇点，可以通过的最大流量是多少？流动方向是如何分布的？围绕解决这样一个基本的网络流问题而构建的理论称为网络流理论。

对于任意的图 G ，不同的割集具有不同的容量，而不同的流也具有不同的值。将具有最小容量的割集称为最小割，而将具有最大流值的流称为最大流。网络流理论证明了网络中的最大流与最小割集的容量相等。下面给出网络流理论中的一些定义。

(1) s - t 网络

如图 2-1 所示， s - t 网络 $G=(V, E)$ 是一个有向图，图中每条边 $(u, v) \in E$ 均有一非负容量 $c(u, v) \geq 0$ 。如果 $(u, v) \notin E$ ，则设定 $c(u, v) = 0$ 。通常 s - t 网络由一个源点 s 、一个汇点 t 和一些中间结点构成。每个中间结点 $v \in V$ 都位于从源点 s 到汇点 t 的一条路径 $s \rightarrow v \rightarrow t$ 上。因此，图 G 为连通图，且 $|E| \geq |V| - 1$ 。

下面给出 s - t 网络的形式化定义。设 $G=(V, E)$ 是一个 s - t 网络， c 代表了该网络

的容量函数, s 为源点, t 为汇点。 G 的流对应一个实值函数 $f: V \times V \rightarrow R$, 并且满足下列三个性质:

性质 1: 对所有 $u, v \in V$, $f(u, v) \leq c(u, v)$.

性质 2: 对所有 $u, v \in V$, $f(u, v) = -f(v, u)$.

性质 3: 对所有 $u \in V - \{s, t\}$, $\sum_{v \in V} f(u, v) = 0$.

$f(u, v)$ 称为从顶点 u 到顶点 v 的流, 定义为 $|f| = \sum_{v \in V} f(s, v)$.

分析如上的三个性质可以看到, 性质 1 表明流经 $s-t$ 网络任一条边的流不超过这条边的容量; 性质 2 表明流经 $s-t$ 网络任一条边的反向流等于负的正向流; 性质 3 表明流经中间结点的正负网络流总和为 0。

根据上面的定义, 最大流问题可以描述为: 在一个包含源点 s 和汇点 t 的 $s-t$ 网络中, 计算流经这个网络的最大流量。

(2) $s-t$ 网络的割

在图 2-1 中, $s-t$ 网络 $G = (V, E)$ 的割 (S, T) 将 V 划分为 S 和 $T = V - S$ 两部分, 使得 $s \in S, t \in T$ 。如果 f 是一个流, 则穿过割 (S, T) 的净流定义为 $f(S, T)$ 。割 (S, T) 的容量为 $c(S, T)$ 。图中所示的 $s-t$ 网络的割记为 $(\{s, v_1, v_2\}, \{v_3, v_4, t\})$, 则通过该割的净流为:

$$f(v_1, v_2) + f(v_2, v_3) + f(v_2, v_4) = 12 + (-4) + 11 = 19$$

割的容量为:

$$c(v_1, v_3) + c(v_2, v_4) = 12 + 14 = 26$$

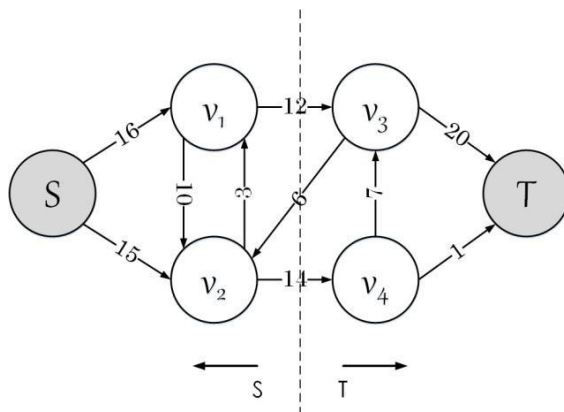


图 2-1 $s-t$ 网络及其割示例

(3) 最大流-最小割定理

1956 年, Ford 和 Fulkerson 证明了著名的最大流-最小割定理。该定理证明了流经 $s-t$ 网络的最大流与网络的最小割等价。下面给出这个定理的形式化定义。

引理 2.1 设 f 是源点为 s , 汇点为 t 的 $s-t$ 网络 G 中的一个流。并且 (S, T) 是 G 的一个割。则通过割 (S, T) 的净流为 $f(S, T) = |f|$ 。

该引理说明流经任意割的净流都相同, 且与流的值相等。

推论 2.1 对于一个 $s-t$ 网络 G 中任意流 f 来说, 其值的上界为 G 的任意割的容量。

该推论说明, 网络中的最大流必定不超过此网络最小割的容量。

定理 2.1 (最大流-最小割定理) 如果 f 是 $s-t$ 网络 $G = (V, E)$ 中的一个流, 则存在以下三个等价条件:

- 1) f 是 G 的一个最大流;
- 2) 残留网络 G_f 不包括增广路径;
- 3) 存在 G 的某个割 (S, T) , 有 $|f| = c(S, T)$ 。

该定理说明, 流经 $s-t$ 网络的最大流值等于最小割的容量。实际应用中, 求解最小割的问题可以转化为计算其最大流。

2.1.2 能量最小化理论

(1) 能量最小化理论

图像分割的问题可以视作给图像中的各像素分配类别标签的过程。这个过程需要满足如下约束: 在保证图像中同一区域内的像素被赋予相似的类别标签的同时不同区域边界上相邻像素的类别标签具有不连续性。这项任务称为能量最小化^[25]。为了完成这项任务, 需要进行能量函数的构造。

考虑一幅图像的空间分布特性, 如亮度分布情况。这种分布特性通常表现为当在物体表面处, 亮度通常是比较均匀的, 而在物体的边界处, 亮度变化特别大。对该问题建模: 设图像中像素点的集合为 P , 赋予像素点的标签集合为 L , 能量最小化问题可以表达为找到标签函数 f , 使得通过 f 赋给每个像素点的标签与实际观测值相符的前提下具有分片光滑性。公式形式如下:

$$E(f) = E_{smooth}(f) + E_{data}(f) \quad (2-1)$$

其中, E_{smooth} 用来衡量 f 的分片光滑度, E_{data} 用来衡量 f 与实际观测值的相符度。

E_{smooth} 的典型形式为:

$$E_{smooth}(f) = \sum_{\{p,q\} \in N} V_{p,q}(f_p, f_q) \quad (2-2)$$

其中 N 代表相邻像素点对的集合, $V_{p,q}$ 用来衡量像素点对 $\{p, q\}$ 的分片光滑。

E_{data} 的典型形式为:

$$E_{data}(f) = \sum_{p \in P} D_p(f_p) \quad (2-3)$$

其中 f_p 是标签集合 L 中的元素, D_p 衡量标签 f_p 与像素点 p 的观测值的相符程度。

能量函数的最终形式如下所示:

$$E(f) = \sum_{\{p,q\} \in N} V_{p,q}(f_p, f_q) + \sum_{p \in P} D_p(f_p) \quad (2-4)$$

能量最小化问题的最终目标即是求取合适的标签函数，使得能量函数可以取到最小值。

2.1.3 Graph Cuts 基本原理

求公式(2-4)所示的能量函数最小值是一个相当困难的过程。Boykov 等人对此问题提出了一种高效的能量最小化方法，即 Graph Cuts.该算法将图像中的边界、灰度、纹理等视觉信息融入到能量函数中并平衡它们间的相互影响来解决图像分割问题。本文选取的 Graph Cuts 算法能量函数如公式（2-5）所示。

$$E(A) = \lambda \cdot R(A) + B(A) \quad (2-5)$$

其中 A 表示待分割图像的像素点标号向量，其产生的图像分割结果与用户实际需要的结果相符程度越高， $E(A)$ 的值越小。能量最小化方法就是要求使得 $E(A)$ 取最小值的标号向量 A 。

$R(A)$ 代表区域能量消耗信息，定义为：

$$R(A) = \sum_{p \in P} R_p(A_p) \quad (2-6)$$

集合 P 为图像像素点的集合， p 表示任意一个像素点， A_p 为给像素点 p 指定的标号， $R_p(A_p)$ 表示了给像素点 p 分配标号 A_p 产生的能量消耗， $R(A)$ 对应着给所有像素点分配标号产生的能量消耗。像素点被分配的标号通常只有前景或背景两类，对图像的前背景灰度像素信息建模，分别由公式(2-7)和(2-8)计算其能量消耗：

$$R_p("obj") = -\ln Pr(I_p|O) \quad (2-7)$$

$$R_p("bkg") = -\ln Pr(I_p|B) \quad (2-8)$$

其中，"obj"表示前景标号，通常用 1 表示，"bkg"表示背景标号，通常用 0 表示。 $Pr(\cdot)$ 表示像素点属于前景或背景的概率。如果像素点被标记为前景，当其亮度值与前景亮度分布模型吻合度越低，能量消耗就越大。如果像素点被标记为背景，原理相同。

$B(A)$ 表示了边界能量消耗信息，定义为：

$$B(A) = \sum_{\{p,q\} \in N} B_{\{p,q\}} \cdot \delta(A_p, A_q) \quad (2-9)$$

其中，集合 N 代表了图像中相邻像素点对的集合， p 和 q 则代表了在选定的邻域系统内，任意两个相邻的像素点。 $B_{\{p,q\}}$ 反映了像素点 p 和 q 的值的接近程度，当二者的亮度值接近时， $B_{\{p,q\}}$ 会很大，否则，其值会接近于零，其定义如下：

$$B_{\{p,q\}} \propto \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p,q)} \quad (2-10)$$

$\delta(A_p, A_q)$ 反映了像素 p, q 被赋予的标号的接近程度。当 A_p 等于 A_q 时， $\delta(A_p, A_q)$ 赋为 0，否则赋为 1，其定义如下：

$$\delta(A_p, A_q) = \begin{cases} 1 & A_p \neq A_q \\ 0 & A_p = A_q \end{cases} \quad (2-11)$$

$B(A)$ 分量通过惩罚边界上相邻像素点错误分配标签的情况将边缘信息加入到了能量函数中。参数 λ 是平衡系数，根据区域和边界信息对分割的影响进行设置。通常该参数设为 50 时得到的分割效果较理想。

通过将影像中的区域与边界信息定义为能量函数中的分量，图像分割问题被转化为能量函数最小化问题。问题的求解过程即是寻找能量函数取得最小值时对应的像素标号集合 A ，这个标号集合对应的二元分割就是图像的最优分割。为了能够将图像中的区域与边界信息按上面的设计表达成能量函数中的分量，需要将原始栅格影像构造成含有源点 s 、汇点 t 、像素结点、 t -link 和 n -link 信息的有向图。如图 2-2 所示，左边代表一幅原始影像，其中标号为 1 的为给定用户的前景像素点，标号为 0 的为给定用户的背景像素点。源点 s 与除去标为背景的像素结点外的所有像素结点相连，汇点 t 与除去标为前景的像素结点外的所有像素结点相连。与源点 s 和汇点 t 相连的有向边称为 t -link，连接中间结点的有向边称为 n -link。 s - t 网络的赋值如表 2-1 所示：

表 2-1 s - t 网络赋值

边	权重	条件
$n-link\{p, q\}$	$B_{\{p, q\}}$	$\{p, q\} \in N$
$t-link\{p, s\}$	$\lambda \cdot R_p("bkg")$ K 0	$p \in P, p \notin O \cup B$ $p \in O$ $p \in B$
$t-link\{p, t\}$	$\lambda \cdot R_p("obj")$ 0 K	$p \in P, p \notin O \cup B$ $p \in O$ $p \in B$

其中 N 为相邻像素点对构成的集合， P 为像素点的集合， O 为用户给定的前景像素点集合， B 为用户给定的背景像素点集合。 $K = 1 + \max_{p \in P} \sum_{q: \{p, q\} \in N} B_{\{p, q\}}$ 是一个比网络图中所有 N 链都要大的值，赋予种子点所对应类别的 T 链，而对于种子点与另一顶点连接的 T 链值则赋为零，以保证在求解能量函数最小值的过程中，种子点的类别不会发生变化。根据赋值表对 s - t 网络进行赋值，就由能量函数得到了 s - t 网络。然后根据最大流-最小割定理，求取与最优分割对应的该 s - t 网络的最小割。

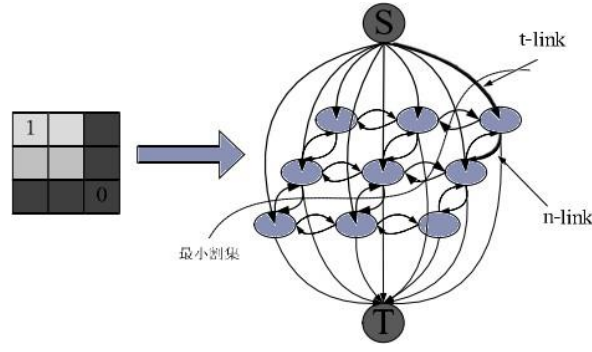


图 2-2 图像与 s-t 网络的对应

(2) GrabCuts 理论

作为一种交互式图像分割算法，如何更好地建立数学模型来准确、全面地表征用户提供的先验知识是影响分割结果的重要因素。

原始的 Graph Cuts 分割算法采用灰度直方图对前背景灰度分布信息进行建模，本文借鉴 GrabCut 算法，采用高斯混合模型(GMM)代替原始的灰度直方图对前背景的亮度值分布进行建模，将算法适用的范围从灰度影像扩展到了彩色影像。GrabCut 是一种半自动的前背景分割算法。由用户给定一组前背景标记，该算法基于图论基础对影像中剩余的像素分配前背景标记。该算法受启发于 Boykov 和 Jolly 在单幅影像处理上的工作以及 Rother et al.为能量最小化问题而采用的一系列最小割/最大流算法而进行的比较研究。其采用高斯混合模型对给定的前背景像素 RGB 信息建模，从而确定待分类像素的前背景类别归属，此过程迭代进行直至收敛。

一幅影像可以看作一列带有 RGB 信息的像素数组 $z = (z_1, \dots, z_n, \dots, z_N)$ ，每一个像素都具有来自类别集合 $T = \{T_B, T_F, T_U\}$ 的初始类别标签， T_B 和 T_F 分别表示背景与前景， T_U 表示待分类像素。分割是对参数 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$ 进行求解，其中 $\alpha_n \in \{0, 1\}$ 代表每个像素的类别归属，0 代表背景，1 代表前景。

算法的初始阶段，根据人工给定的前背景标记，分别为前背景构建由 K 个组分构成的高斯混合模型（在文献^[27]中， K 固定为 5）。定义 $k = \{k_1, k_2, \dots, k_N\}$ 为每个像素属于高斯混合模型不同组分的标记向量，其中 $k_n \in \{1, \dots, K\}$ 。与最优分割对应的 Gibbs 能量函数可以表达为：

$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + V(\alpha, z) \quad (2-12)$$

在公式(2-12)中，参数 θ 描述了前背景像素的灰度分布，分别由标记为 T_B 和 T_F 的像素获得。数据项 U 估计了在直方图模型 θ 下，不透明度 α 对数据 z 真实情况的表达程度，定义为：

$$U(\alpha, k, \theta, z) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) \quad (2-13)$$

其中

$$D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) = -\log p(z_n | \alpha_n, k_n, \theta) - \log \pi(\alpha_n, k_n) \quad (2-14)$$

其中, $p(\cdot)$ 代表了以 μ 为均值, Σ 为方差矩阵的高斯概率分布, 而 $\pi(\cdot)$ 包括了高斯混合权系数。因此, 模型参数可以写作:

$$\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \Sigma(\alpha, k), \alpha \in \{0, 1\}, k \in \{1, \dots, K\}\} \quad (2-15)$$

在公式 (13) 中, V 是平滑项并且可以写作:

$$V(\alpha, z) = \gamma \sum_{(m,n) \in C} [\alpha_n \neq \alpha_m] e^{-\beta \|z_m - z_n\|^2} \quad (2-16)$$

其中 $[\phi]$ 是取值为 0,1 的指示器函数, 当 $\alpha_n = \alpha_m$ 时取 0, 反之取 1, C 是 8-邻域像素对集合, β 和 γ 是决定平滑度的常量, γ 固定为 50, 平滑度 β 定义为:

$$\beta = (2\langle (z_m - z_n)^2 \rangle)^{-1} \quad (2-17)$$

其中, $\langle \cdot \rangle$ 代表了影像样本的期望^[26-28]。

然后采用最小割算法来求解影像中所有像素的标记完成一次分割。每迭代一次, 都在前一次分割标记的基础上建立新的高斯混合模型。此过程往复进行直至最终分割标记稳定收敛。

2.2 基于 Graph Cuts 图像分割的产生与发展

Graph Cuts 是一种建立在图论理论基础上的非常有效的能量优化算法, 其本质是一种用来解决组合优化问题的全局优化方法。Graph Cuts 理论自提出以来受到了广泛关注, 并在计算机视觉的各个领域得到了应用与发展。20 世纪 80 年代, Greig 等^[29]把 Graph Cuts 理论引入图像处理领域, 将基于 Graph Cuts 的能量最小化方法应用于二值图像处理。20 世纪 90 年代末, Boykov^[26]等提出了基于 Graph Cuts 的灰度图像交互式前景提取方法, 将其应用到了图像分割领域中。用户只需要简单勾画出一些前背景区域, 算法就能综合颜色、纹理等信息, 自动完成前景区域的提取。该算法为基于图割的图像分割方法奠定了理论基础。2004 年, Rother 等^[27]在 Boykov 等人工作的基础上提出了 Grab Cut 算法。该算法通过矩形框简单框定前景目标代替前/背景勾画, 引入了非完全标号方式, 简化了人机交互操作, 改进了用户交互的友好度。同时采用高斯混合模型对前背景颜色域建模, 代替了 Graph Cuts 方法中对灰度图像采用的直方图模型, 可以支持彩色图像分割。此外, 该算法以多次迭代求解能量函数最小值的过程替代 Graph Cuts 算法一次能量最小化分割的过程, 提高了分割精度, 是一种性能相对均衡的交互式图像分割方法。Graph Cuts 提供了一种融合多种视觉信息的有效图像分割框架, 在近二十年中, 众多国际学者在提高其自动化程度^[30-32]、融合先验信息^{[33][34]}、以及算法性能提升^{[35][36]}等方面做出了许多探索, 其理论框架不断完善与发展, 并在实践中得到了深入而广泛的应用。

2.3 基于 Graph Cuts 图像分割的改进与研究现状

基于 Graphcuts 的分割方法能够综合考虑图像的边缘与区域信息, 得到全局最优解, 适用多样的图像类型, 多年来一直受到研究者的广泛关注。在经典的 Graph Cuts 图像分割理论上, 很多有效的改进与拓展方法被提出。这些方法大致从三个角度对 GraphCuts 进行了拓展, 即加快 GraphCuts 的处理速度, 简化人机交互的复杂度, 以及融合目标物的先验信息。

(1) 关于加速的改进方法

基于 Graph Cuts 的图像分割方法将二维图像与图对应起来, 每个像素对应图的一个结点, 然后基于图割理论对问题进行求解。像素个数的多少决定了问题规模的大小, 同时在很大程度上也决定着算法运行的效率。随着待分割图像分辨率的提高, 图的结点数呈指数倍增加, 这给计算机的存储以及计算带来了难题。常用的解决办法是超像素法、多分辨率法以及并行实现法。

在将图像构造成图的过程中, 当相邻像素具有相近的辐射信息时, 那么图中连接这两个相邻像素对应的顶点的边上的权值也会很大, Graph Cuts 算法在分割的过程中不会将这样的顶点分入不同的类别。所以当图像中相邻像素的辐射信息相近时, 它们可以被当作一个像素进行处理。基于这样的考虑, 聚类的思想被引入了图割。文献^[37-39]将分水岭过分割算法与图割算法相结合, 在采用图割算法对图像进行分割之前, 首先采用分水岭算法对梯度图像进行处理, 将图像中梯度值相近的像素聚为一类, 以聚类代替单个像素作为与聚类对应的图的结点, 这可以大大减少图割算法的运算时间。文献^[40]采用 MeanShift 算法替代分水岭分割生成初始聚。相较于分水岭分割, MeanShift 算法能有效缓解过分割现象, 有利于鲁棒地抽取各分割块的统计特征, 用来指导后续的分割优化。此外, MeanShift 算法对影像的边缘信息保持得更好, 分割结果更准确。当影像中含有较多噪声时, 算法的稳定性与鲁棒性也更强。

多分辨率的方法可以将图割分割的计算时间复杂度降低到几乎线性^[41]。文献^[42]首先对原始影像进行下采样, 对得到的低分辨率影像用图割分割的方法进行处理, 然后将分割的结果映射到原始高分辨率影像中, 在逐级地在高分辨率遥感影像的带状区域内进行分割, 直到最后得到原始影像的分割结果。但是在低分辨率影像的特点, 初步分割的效果往往较差, 且细小目标容易丢失, 邻近的种子点容易并入相同的区域, 这是处理的难点所在。此外, 多层金字塔图割处理串行执行, 在提高计算速度方面并不十分显著。而降低影像的分辨率引入了不确性, 最终的分割结果不再能保证是最小割。

并行实现方法的基本思想是将原始图像划分为多个子图, 然后以并行的方式迭代求解子问题得到全局最优解。在具体实现的时候, 通常采用多核 GPU 进行计算, 或者以多计算机的方式并行实现。文献^[43]采用对偶分解的方式将图划分为多个子图, 采用并行

的方式得到能量最优解，提高了计算效率。

(2) 关于交互方式与自动分割的改进方法

采用更好的交互方式可以更准确地理解用户需求以及提取目标区域，因此成为许多研究者关注的研究方向。文献^{[44][45]}采用了包围盒的方法指定目标区域，包围盒内外的像素分别视作前背景进行特征统计，文献^[46]则进一步将包围盒作为形状先验阻止迭代过程的过度收缩来约束分割结果。文献^{[47][48]}则采用同时标注前、背景种子点的方式获得关于前、背景的先验信息，文献^{[49][50]}采用迭代的方式，当分割的结果不够理想时，就在边界周围补充关于前背景的先验信息，指导进行下次分割。通过将基于 Graph Cuts 的图像分割方法与其它方法进行结合，图割分割也可实现自动化。文献^{[51][52]}采用自动种子点获取方法，提供给 Graph Cuts 完成自动分割。文献^[53]对原始影像进行显著性检测得到目标物的初始概略位置，然后采用图割算法优化初始分割结果。

由于自然图像的复杂性，对大多数待分割的图像，要实现完全地自动分割并得到精确的分割结果是一项困难的工作。图像的复杂程度与图像中是否具有明显的感兴趣特征是自动分割实现中的关键因素，制约着自动分割算法的适用范围。因此，目前基于图割的分割方法应用广泛的依然是交互式方式。而设计出交互操作少而方便的算法对于发挥用户的判断指导能力同时带来良好的用户体验具有重要的实用意义。

(3) 结合先验知识的改进方法

关于目标的先验知识可以有效地指导分割的进行。通常用来融合进 Graph Cuts 框架指导分割的先验信息主要是目标物的形状先验。从对先验信息的使用方式上看，主要又包括使用形状信息提取初始轮廓以及将先验信息视为一种能量，与区域和边界能量结合构成新的能量函数。文献^[54]首先对图像某一选定区域进行分割提取目标物的粗略位置与轮廓，然后用椭圆拟合该初始轮廓，最后对椭圆的边界周围进行分割实现对目标物的准确提取。文献^[55]采用 KPCA(Kernel principal component analysis)对训练形状集进行处理构建了一个统计形状空间作为 Graph Cuts 分割的形状先验，得到了不错的分割效果。但是它并没有将形状测度融合进形状能量，无法处理形状的仿射变换以及同时分割多个目标。文献^[25]采用形如：

$$E(L) = R(L) + B(L) + E_{shape} \quad (2-18)$$

的形式融合形状先验，其中， $R(L)$ 代表区域能量， $B(L)$ 代表边界能量， E_{shape} 代表先验信息能量。构造先验信息能量项的基本思想主要是离目标边界越近的像素点对应的能量越小，而离目标边界越远的像素点对应的能量越大。有两种主要的构造关于形状先验能量函数的方式。第一种构造的基本思想是将形状先验与区域项结合，即将预提取目标区域的内部设置较大的值，以外设置较小的值，构成突出目标形状的形状模板。将该模板中像素值分布的区域特性与原始能量函数的区域项结合，共同决定 Graph Cuts 图构造过程中 t-links 的权值。第二种构造的基本思想是将形状先验与边界项结合，即将形状模板图像边界处的像素值设置为零，其余部分的像素值设置为到边界像素的最短距离。将该

模板中像素值的边界特性与能量的边界项结合，在 Graph Cuts 图构造的过程中共同决定 n -links 的权值。预分割得到与待提取目标吻合度较高的形状模板是将目标的形状先验信息融合进图割分割算法的重要步骤，对于后续的分割优化具有重要的指导意义。

其它编码进能量函数的目标物先验信息还包括纹理信息、全局属性等。文献^[56]将高阶 Potts 模型引入能量函数，弥补单像素信息（一阶势）和成对像素信息（二阶势）在表达纹理信息方面的不足。文献^[57]将张量分析引入图割理论，采用结构张量表达边缘及其方向，有效地进行纹理分析。文献^[58]构造新的势函数，滤除噪声，同时连接非均匀的目标形成一个整体。

2.4 本章小结

本章对网络流的基本理论，能量最小化理论，GraphCuts 分割的基本原理及其扩展方法 GrabCuts 的基本原理进行了概述。并对 GraphCuts 算法的产生与发展，及围绕其展开的各类改进方法的研究现状进行了分类描述，为后续的研究奠定了理论基础。

3 基于先验分割与图割优化的简单场景道路分割

3.1 引言

简单场景中，道路区域在高分辨率遥感影像上通常呈现出明显的几何与光谱特性。道路通常表现为具有一定宽度的狭长带状区域，且在局部范围内，道路宽度可以视为是不变的。在空间上，道路沿一定的方向延伸，具有连续性，边缘呈现出光滑的曲线。道路内部通常保持灰度一致性，且与周围地物呈现出明显的对比度反差。周围环境中的人工地物相对较少，道路前景与环境背景的光谱分布差异较大。本章对于具有这种特点的道路环境，尝试了两种先验分割获取道路初值的方法。一种以分水岭分割得到的分割块为单元，抽取局部道路范围内的对比度与梯度方向性特征，计算初始显著性；然后在初始显著性明显的道路区段，考虑其在空间上的延伸性，在小范围内跟踪道路区域获得第二层显著性，得到道路先验分割的结果。另一种以 MeanShift 分割得到的分割块为单元，抽取分割块的形状特征，采用形状指数滤波的方法得到道路先验标记。在先验分割的基础上，用基于超像素分割的图割方法优化先验分割结果，连接断裂的道路段。

3.2 先验分割

3.2.1 基于局部显著性计算的道路初值获取

简单场景下的局部道路环境中，相较于背景像素，道路区域通常更亮或更暗，呈现出明显的对比度反差，且曲率变化较小，具有一致的方向性，而道路区域整体在空间上具有延伸性。本节就是基于道路呈现出的这些特性计算局部道路区域显著性，从而将道路区域与背景分离。采用的算法步骤如下：

步骤 1 高斯平滑处理原始影像，弱化其中的细小噪声与暗纹理；

步骤 2 采用分水岭分割的方法处理平滑后的影像得到超像素分割影像；

步骤 3 基于局部道路特征计算超像素块的道路显著性；

步骤 4 基于小范围道路跟踪和灰度阈值的方法对显著性图进行阈值分割，分离出道路前景。

下面将描述各步算法并进行实验结果分析。

(1) 高斯平滑

经典的分水岭算法对图像中的暗纹理与暗噪声敏感，容易产生过分割。本文采用高斯平滑对原始影像进行预处理，抑制噪声引起的过分割现象。高斯平滑即是将图像与高斯核做卷积的过程。将图像以 $f(x, y)$ 表示，高斯核以 $g(x, y, \sigma)$ 表示，则高斯平滑 $L(x, y, \sigma)$ 定

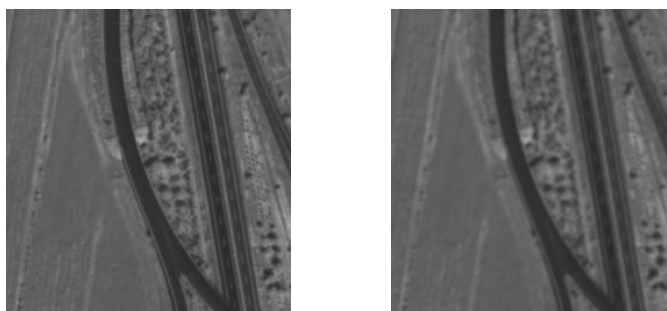
义为：

$$L(x, y, \sigma) = g(x, y, \sigma) \times f(x, y) \quad (3-1)$$

其中二维高斯核 $g(x, y, \delta)$ 定义为：

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

本文根据经验值选取 $\sigma = 5.0$ ，对图像进行高斯平滑处理后的示例结果影像如图3-1所示。高斯滤波能有效抑制背景中的纹理噪声，弱化了道路区域内部斑马线等地物引起的辐射信息干扰，使道路区域内部的灰度一致性保持得更好。



(a) 高斯平滑前

(b) 高斯平滑后

图 3-1 高斯平滑处理效果

(2) 分水岭分割

1991 年, Luc Vincent 和 Pierre^[59]提出了基于浸沉模拟的分水岭分割的技术, 此后, 在二十余年的时间里, 该算法得到了许多改进并成为图像分割算法中经典的一类。分水岭分割的算法建立在拓扑理论的基础之上, 其基本思想^{[60][61]}是把形态学梯度图类比作地理测地学上的拓扑地貌, 将图像中像素点的亮度值对应于地形中相应点的海拔高度, 那么像素点的局部灰度极小值与其周围的影像区域就形成了地形中的集水盆, 而集水盆的边界则构成了分水岭^[62]。

本文采用经典的分水岭分割算法^[59], 其原理类似于模拟浸水的过程。将梯度图像中的像素点亮度值与地形中的海拔高度一一对应起来, 则梯度图像就可以被表达为高低起伏的地形图。影像的局部灰度极小值点对应着地形图中的盆地, 图像中的边缘信息与地形图中的山脊线相对应。将与地形图对应的地形模型各盆地最低点刺上孔洞, 并将其垂直平放入水中, 则水会从孔洞中渗入, 并逐渐连通相邻“盆地”。在“山脊”上修建“堤坝”来阻止相邻的“盆地”连通汇合, 随着水位的上升, 堤坝也上升并逐渐将各“盆地”完全包围直至最终达到最高的山脊高度。此时堤坝就构成了分水岭, 将各个“盆地”分离开来, 对应图像上的目标区域也相应隔离开来, 完成图像分割的过程^[63]。其主要的处理步骤如下：

1. 将原始影像进行梯度变换后得到梯度图；

2. 采用阈值分割的方法得到梯度图中的局部极小值，并对它们用贴标签的方法进行标记，得到标记图；
3. 以标记图中标记区的边缘点为种子点，根据像素间辐射信息的相似性与空间上的临近性进行区域增长。当某一区域的标记点在增长中遇到其它区域的标记点时构建边界，形成分割线。

(3) 基于局部道路特征的显著性计算

局部道路环境中，道路区域与周围环境存在明显的对比度反差，边缘相对明显，道路区域内的像素以道路中轴线为基准对称分布。考虑基于道路区域呈现出的这些局部特征，计算各超像素的道路显著性。以每一个超像素块的中心为中心取窗口，按公式(3-3)-(3-5) 计算每一个像素处的梯度方向与大小，以局部区域内的像素梯度值为基础，按公式(3-6) 计算聚类中心点处的道路方向，其中， N 表示聚类块中全体像素， $\varphi \in \{30 * i, i = 1, 2, \dots, 6\}$ 。沿道路方向取模板作为道路兴趣区，在道路兴趣区内提取中心区域与两侧区域的对比度、对称性以及边缘特征并进行加权得到局部道路区域的显著性值，认为对比度强、对称性明显以及边缘显著的像素点位于道路区域的可能性更大。

$$G_x(i, j) = \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} 2 \partial_x(u, v) \partial_y(u, v) \quad (3-3)$$

$$G_y(i, j) = \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} (\partial_x^2(u, v) - \partial_y^2(u, v)) \quad (3-4)$$

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{G_x(i, j)}{G_y(i, j)}\right) \quad (3-5)$$

$$\varphi(N) = \operatorname{argmax}(\sum_{|\theta(i, j) - \varphi| < 15} \sqrt{(G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j))}) \quad (3-6)$$

(4) 阈值分割

考虑到道路区域在空间上具有延伸性，采用基于模板匹配的道路跟踪方法^[3]，以显著性明显的道路分割块中心为种子点，基于道路区域内部像素的灰度值大体保持一致的特性，通过计算种子点以及增长点的局部信息往道路网中增加新的道路结点。认为超过一定长度的跟踪线经过的区域是道路区域，予以保留，将道路区域与背景分离开来。最后以阈值对整幅影像进行处理，进一步滤除背景噪声，得到相对纯净的道路先验标记图待。

(5) 实验结果与分析

所选的实验区如图 3-2(a)所示，为宁夏某地区高速公路单通道高分辨率遥感影像。影像中的道路主要呈现为曲率较大的狭长条带状区域。道路区域内部灰度一致性良好，路面上没有车辆等其它细小地物的干扰信息。道路区域两旁没有高大的建筑物或植被，因而不存在由阴影或遮挡引起的信息缺失。但是部分道路区域与背景对比度反差不大且边缘不够清晰。此外，影像中还有部分易与道路混淆的条带状地物，并且存在由植被及居民区形成的纹理噪声地带但总的来说，该实验数据提供了一个相对简单的道路环境。

图 3-2(b)为经高斯平滑和分水岭分割处理后的结果影像，可以看到，方法对图像的像素变化高度敏感，即使是微弱边缘也有良好的响应，道路区域被离散化成了内部灰度一致性良好的不规则过分割块，同时影像中存在大量因纹理变化引起的噪声分割区域。图 3-2(c)为基于局部道路特征计算出的显著性图。可以看到对比度明显的道路区段基本被完整地标记出来了。少部分边缘不明显，与环境对比度较小的道路区段在显著性标注时有信息缺失。背景区域内，部分线状地物也被作为道路区段得到标记，形成了噪声干扰。图 3-2(d)、(e)分别为基于道路跟踪和灰度阈值滤波的阈值分割结果。可以看到，大部分背景噪声得到了良好的去除，同时部分道路段缺失形成断裂，背景中部分非道路的线状地物得到保留，但总体上得到的道路模板标注出了大致的道路区域，为后续基于图割的分割优化提供了相对纯净的道路先验标记。



(a) 原始影像



(b) 分水岭分割



(c) 基于道路局部特征的显著性计算



(d) 基于道路跟踪的阈值分割



(e)基于灰度滤波的阈值分割

图 3-2 实验数据一初分割结果

3.2.2 基于形状特征滤波的道路初值获取

前述获取道路先验的方法主要使用道路的辐射特性实现道路区域与背景的分离。几何特性是高分辨率遥感影像上道路区域呈现的另一类重要特征。由于分水岭算法的过分割现象严重，得到的分割块呈现出不规则且较破碎的状态，道路区域的超像素无法良好地反映道路的几何特征。因此本小节参考^[64]中的方法，采用 MeanShift 分割与形状滤波相结合的方法获得道路区域的初值模板。算法流程如下：

步骤 1 直方图均衡化增加目标物间的光谱差异；

步骤 2 采用 MeanShift 方法分割影像，形成有意义的地物聚类结果；

步骤 3 采用形状因子对分割影像进行滤波，分离出道路前景。

下面将对算法和实验结果进行描述与分析。

(1) 直方图均衡化

像素的光谱特征是均值漂移分割主要使用到的特征空间，当目标物与背景目标的光谱差异较大时，分割结果越准确。本文采用直方图均衡化进行色调拉伸，其基本思想是展宽图像中像素个数多的灰度级，而压缩像素个数少的灰度级，从而扩展像素取值的范围，提高对比度，增加各个目标物间的光谱差异。

(2) 基于 Meanshift 的图像分割

1975 年，Fukunaga 提出了一种非参核密度梯度估计聚类分析方法，即 MeanShift. 他将算法中总是指向样本概率密度最大方向的偏移向量称为 Meanshift. 假设在 d 维空间中存在 n 个样本点 x_i ，指定一个半径为 h 的高维球 S_h 区域，其表达式为：

$$S_h(x) \equiv \{y: (y - x)^T(y - x) \leq h^2\} \quad (3-7)$$

假定落入该高维球区域的样本点的个数为 k ，则由 n 个样本点 x_i 的中心指向高维球区域 S_h

内样本点概率密度最大处的 meanshift 向量可以表示为：

$$M_h(x) \equiv \frac{1}{k} \sum_{i \in S_h} (x_i - x) \quad (3-8)$$

该向量的方向即梯度方向，如图 3-3 所示。

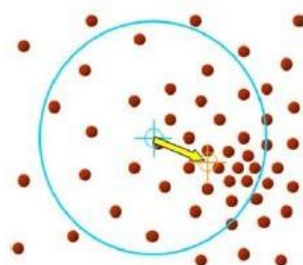


图 3-3 meanshift 向量示意图

在实际应用中，大部分的数据在多维特征空间呈现出不规则的分布，且具有多个峰值，MeanShift 算法可以通过偏移向量迭代的过程逐步找到各峰值的模态点，对于多特征聚类分析可以取得不错的效果。

Yizong Cheng^[65]推广了关于 meanshift 的理论。文中首先根据样本点与当前聚类中心点的距离，采用核函数加权确定样本点对最终偏移向量的贡献。核函数也称作窗口函数，具有单峰、对称和有限局部支撑的特性，非负且分段连续。单峰及对称性使得核函数的分布表现为中间高两边低且逐渐归零，有限的局部支撑性指窗口范围之外的点取值为零。表 2-1 显示了几种常见核函数的表达式，meanshift 算法中常采用的为高斯

（Gaussian）核函数和单位均匀（Uniform）核函数。在核函数的作用下，距离当前聚类中心点越近的样本点贡献越大，起到了平滑概率密度分布的作用。

表 3-1 几种常见核函数

Uniform	$K(u) = \frac{1}{2} \mathbf{1}_{\{ u \leq 1\}}$
Triangular	$K(u) = (1 - u) \mathbf{1}_{\{ u \leq 1\}}$
Quartic	$K(u) = \frac{15}{16} (1 - u^2)^2 \mathbf{1}_{\{ u \leq 1\}}$
Gaussian	$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2}$

Meanshift 算法的实现步骤如下：

1 计算当前局部范围内 Meanshift 向量 $m_h(x)$ ：

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (3-9)$$

其中 $K(x)$ 为核函数， $w(x_i)$ 为权重系数， x 表示当前聚类中心点， x_i 为局部范围内样本点， h 为核函数的带宽，带宽的取值越大，核函数的平滑作用越大。

2 当前点设置为 $m_h(x)$ 指向的位置;

3 如果偏移向量的模 $\|m_h(x)\|$ 小于给定的阈值时, 将 $m_h(x)$ 指向的位置记录为概率密度最大的点, 结束迭代, 否则重复 1 至 3 的过程。

基于 meanshift 算法的影像分割将影像的二维坐标与光谱通道组成多维特征空间。当处理的对象为彩色影像时, 光谱通道对应影像的三维色彩域 r , 像素的行列号对应影像二维空间域 s 。分割的时候, 核函数的带宽分别为 h_s , h_r 。如果用 x_i 、 z_i 分别表示图像平滑前后的像素, 则基于 MeanShift 的分割步骤如下:

1 令 $y_{i,j} = x_i$, 其中 i 为像素号, j 为迭代次数, 从 1 开始;

2 计算 $y_{i,j+1} = y_{i,j} + m_h(x)$, 直到算法收敛, 记录收敛后值 $y_{i,c}$, 其中 $m_h(x)$ 为偏移向量;

3 赋值 $z_i = y_{i,c}$;

4 将空间域 h_s 范围内, 色彩域 h_r 范围内的所有平滑后像素 z_i 编组为类 $\{C_p\}_{p=1\dots m}$, 即将收敛于一点的所有原始像素归为一类;

5 标记类, 并将面积小于给定阈值的分割块合并。

(3) 形状滤波

基于 MeanShift 的分割将影像中光谱相似的邻近像素标记成了同一区域。由于道路区域内部通常具有辐射一致性, 当选择了合适的带宽阈值时, 道路与背景地物得以分离, 划入互不连通的区域。从分割后的区域中识别出道路需要利用道路的其它特性。道路的几何形状具有本身特殊的性质, 表现为具有一定宽度的狭长带状特征。根据文献^[64], 本文采用三个形状指数表征道路的几何特征, 对 MeanShift 分割后的道路影像进行形状滤波。

1. 面积 S

高分辨率遥感影像中道路区域呈现出面状特性。利用面积阈值可以去除较小的干扰区域, 如路面上的车辆, 环境地物中的树木、房屋等。该参数的设定取决于影像的分辨率。

2. 长宽比 R

道路呈现出狭长的带状特性, 包围道路区域多边形的最小面积外接矩形(Minimum Area Bounding Rectangle, MABR)长宽比通常较大。

$$R = L_{MAER}/W_{MAER} \quad (3-10)$$

其中 L_{MAER} 表示最小面积外接矩形的长, W_{MAER} 表示最小面积外接矩形的宽。

多边形的最小外接矩形是指以多边形所有顶点中最大及最小坐标确定的矩形, 而最小面积外接矩形则是指多边形所有外接矩形中面积最小的那一个, 它比多边形的最小外接矩形能更准确地描述道路区域的形状特征。

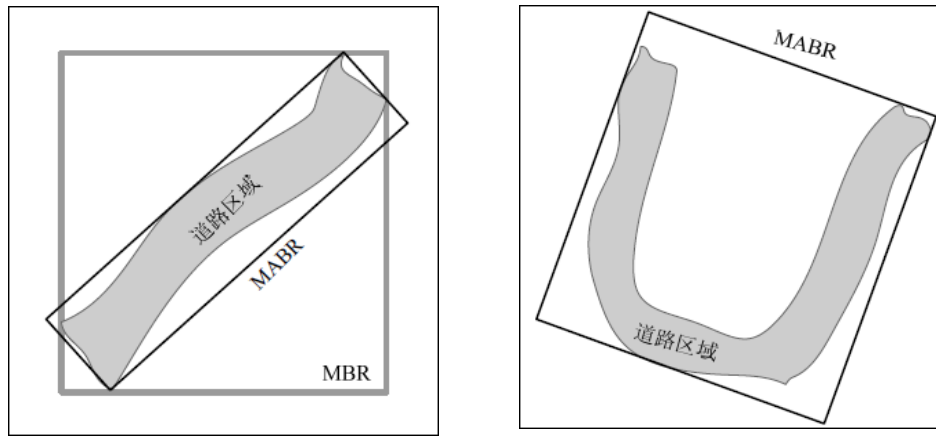
3. 充满度 F

$$F = S/S_{MAER} \quad (3-11)$$

其中 S 为区域的面积， S_{MAER} 为最小外接矩形的面积， $F \leq 1.0$ 。

当道路区域具有复杂的形状特征或曲率较大时，其最小面积外接矩形内含有大量空洞区域，其长宽比往往比较接近而无法将道路区域与其它地物区分开来。针对此类型的区域，充满度更能反映道路的区域特性，充满度越小，该区域为道路的可能性越大。综合上述分析，采用如下式所示的形状指数来判断某多边形区域是否为道路区域。

$$S < T_s \cap (F < T_f \cup R > T_r) \quad (3-12)$$



(a) 轮廓外接矩形与最小外接矩形对比

(b) 区域充满度

图 3-4 道路形状指数示意图

(4) 实验结果与分析

图 3-5 (a) 所示为原始高分辨率遥感影像，影像中道路宽度均匀，几何形态蜿蜒，道路内部辐射一致性良好。路面上存在少量由植被造成的遮蔽现象，背景中存在与道路相连的面状地物，以及散乱分布的建筑物形成的异物同谱现象。整体上是有一定几何形态的简单道路环境图 3-5(b) 为采用直方图均衡化处理后的结果。原始影像整体色调偏暗，直方图均衡化后道路与背景区域的光谱差异增大，有利于 MeanShift 分割进行目标物区分。带宽 h_r 和 h_s 是 MeanShift 迭代计算过程中两个关键的参数，决定了图像分割的速度和质量。当带宽值较小时，容易得到破碎的分割区域，道路的特征信息损失，与背景分割块的可分离度降低。而当带宽值较大时，则容易得到欠分割的结果，道路与背景连成一片，无法区分。通常有两类确定带宽的方法。一类在全局范围内使用固定的带宽，这通常根据经验人为确定或者根据整体数据估计全局最优带宽。另一类采用自适应的方法，对密度不同的数据区域自适应地采用不同带宽值^[66]。本实验中 MeanShift 算法使用的核函数为高斯核函数，带宽的确定采用经验阈值法，选择空间域带宽 7.0，颜色域带宽 6.5，分割的结果如图 3-5 (c) 所示，合并破碎区域并去除零散的斑块，实验结果如图 3-5(d) 所示。可以看到道路条带基本得以完整保留，分割结果中图像边缘保存良好，可以较好地保持道路区域分割块的形状特征，实现与背景的分离。针对该实验数据，人

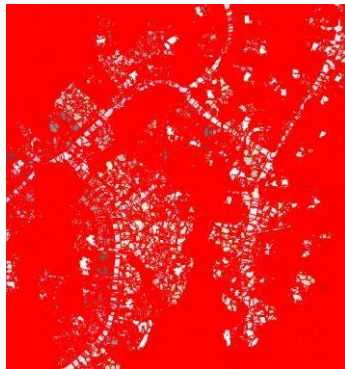
工在图上量测道路区域平均长宽比，得到各参数的大概估值，各形状指数依经验值取值为 $S=500$, $R=3.0$, $F=0.4$ 。图 3-5(e) 为采用上述形状指数对 MeanShift 分割后的影像进行形状滤波后的结果图。从实验结果可以看到，面积阈值将不可能是道路区域的细小地物块滤除，分割区域最小外包矩形的长宽比保留下来了曲率变化较小且狭长的道路区域，而同时采用最小面积外接矩形中道路区域的充满度这一衡量指标可以提取出曲率变化较大或形状复杂纵横交错的道路区域。从整体道路区域分离的实验结果看，与道路粘连的面状地物无法分离是该方法需要改进的地方。



(a) 原始影像



(b) 直方图均衡化



(c) $hr=6.5$, $hs=7.0$, MeanShift 聚类



(d) 合并破碎区域并去除零散斑块



(e) $S=500$, $R=3.0$, $F=0.4$ 时形状滤波



(f) 与原始影像叠加结果

图 3-5 实验数据二初分割结果

3.3 基于超像素分割与图割的分割优化

在 GraphCuts 构建图的过程中像素点和图中的节点一一对应，像素点的个数决定了图的拓扑结构的复杂程度。随着图像尺寸的增加，像素点个数也随着增多，则所对应的图的结点个数也相应增多，图的结构随之变得复杂。这会增加将图像构建为图以及最小割算法运行阶段的处理代价，降低算法的执行效率，妨碍了 Graph Cuts 算法的速度提升。将聚类的思想与图割分割的方法相结合是改善这一问题的常见思路，来自微软亚洲研究院的 Li 等人设计的 Lazy Snapping 系统^[67]是其中的经典解决方案。该系统采用分水岭分割算法对图像进行过分割预处理，将分割得到的同质区域取代原始 Graph Cuts 算法中的像素点，作为结点构建图，并在权重的设定上做出相应的改动。该方法显著地提高了 Graph Cuts 算法的处理效率，但同时也存在一些缺陷。分水岭分割算法主要利用的是灰度图像的梯度信息，无法充分利用自然多波段影像丰富的光谱信息。此外，分水岭分割生成的超像素块形状不规则，尺寸不统一，无法控制生成的过分割块的数量与密度。因此有必要寻找新的超像素分割方法，在计算速度快的前提下，为后一步的图割优化提供个数可控、紧凑度较高且较均匀的超像素集。

3.3.1 slico 超像素分割

现有的超像素生成算法主要包括两大类：基于图论的算法和基于梯度下降的算法。基于图论的超像素生成算法主要有：Normalized-cuts(NC)算法，Graph-based(GS)算法，以及 Superpixel Lattices(SL)算法，基于梯度下降的算法主要包括 Mean Shift(MS), Quick Shift(QS), Watersheds(WS)分水岭，Turbopixels 以及 SLIC 算法等。表*从超像素的个数、紧密度以及计算复杂度方面对各算法的性能进行了比较。

表 3-2 几种超像素性能比较

特性		个数控制	紧密度控制	计算复杂度
基于图论	GS	F	F	$N\log N$
	NC	T	T	$N^{3/2}$
	SL	T	T	$N^2\log N$
基于梯度下降	WS	F	F	$N\log N$
	MS	F	F	N^2
	TP	T	T	N
	QS	F	F	dN^2
	SLIC	T	T	N

基于图论的超像素分割算法的基本思想是将图像的每个像素与图中的结点一一对应起来, 连接像素的边反映了像素的相邻关系, 边的权重反映了像素特征之间的相似性, 相似度越高, 权重值相应也越大。然后以图论图像分割理论为基础, 将图像划分为不相交的子图。Normalized-cut 递归利用图像的轮廓和纹理信息, 通过最小化全局代价函数将区域分割成不相交的集合。该算法可以调控生成的超像素的紧密程度与个数, 但由于计算量过大, 运行速度相对较慢。GS 算法通过最小生成树生成超像素, 比 NC 算法在运算速度上快很多, 但是无法调控超像素的个数与紧凑度。SL 算法沿垂直与水平两个方向搜索最优路径, 在代价函数最小处将图像分割成子图像。该算法分割的速度与质量依赖于计算得到的边界信息, 需要与先验信息相结合才能保障生成的超像素的质量以及计算速度。

基于梯度下降法的超像素生成算法的基本思想是首先得到初始的聚类, 在之后的迭代中不断改进之前的聚类结果直至收敛, 得到更好的超像素。MeanShift 算法通过迭代的方式让像素在特征空间中逐渐移动到核质心位置完成超像素提取。MeanShift 算法生成的超像素尺寸取决于带宽的确定, 算法较稳定, 对噪声具有一定的鲁棒性, 但是速度较慢, 且无法控制生成的超像素的尺寸与个数。Quick-shift 算法将像素点在特征空间往使 Parzen 密度估计最大方向上移动, 该算法同样无法控制超像素的大小与个数。Turbopixel 算法采用水平集演变的方法, 将给定的种子点膨胀成区域, 得到超像素分割块。该算法有利于保持图像的局部边界, 也可以通过添加一定的约束条件来控制超像素的紧致度, 但是由于其采用交互式的方式获取超像素分割块, 不适用于本实验要求的情形。

SLIC 是 Achanta 等人提出的一种超像素分割方法, 其实现方便, 采用的基本思想是根据像素点在色彩域和空间域上的邻近程度进行聚类来获取超像素。CIELAB 空间中的色彩向量 $[l, a, b]$ 和空间位置坐标 $[x, y]$ 共同构成了五维空间 $[l, a, b, x, y]$ 。在这个空间中采用归一化的距离度量来进行像素的聚类。这种归一化的距离度量能够融合颜色的相似度和像素的位置信息。当一幅图像中包含有 N 个像素点时, 设生成的超像素的个数为 K ,

则每个超像素包含有 N/K 个像素, 各超像素间的距离为 $S = \sqrt{N/K}$ 。设超像素的像素中心为: $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]$ $k \in [1, K]$, 则该超像素的聚类过程只在以该点为中心的 $2S \times 2S$ 矩形范围内进行, 大大减少了算法的计算量。由于采用了这种缩小范围的搜索方式替代全局搜索, SLIC 算法可以很快地在迭代中收敛。在聚类的过程中计算每个像素点与各种子点之间在特征空间内的相近程度, 将最相近的种子点标签赋给这个像素, 其中像素间的相似度按如下公式定义:

$$d_{lab} = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \quad (3-13)$$

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (3-14)$$

$$D_s = d_{lab} + \frac{m}{S} d_{xy} \quad (3-15)$$

其中， D_s 是将色彩域与空间域内的距离归一化后的求和结果，也是度量像素间相似度的准则。 m 用来控制超像素的紧密程度，其值的选取通常要顾及颜色和空间相似度的平衡。算法一开始给定 K 个聚类中心，为了避免将聚类中心选在了图像边缘处或噪声点处，算法将 3×3 邻域的梯度最小处设为聚类中心，其中梯度的大小按式（3-16）计算

$$G(x, y) = \|I(x+1, y) - I(x-1, y)\|^2 + \|I(x, y+1) - I(x, y-1)\|^2 \quad (3-16)$$

其中， $I(x, y)$ 是像素点 (x, y) 的 lab 值， $\|\cdot\|$ 是 L_2 范数。每一次迭代都以区域内像素的 l, a, b, x, y 的均值作为新的聚类中心。重复直至算法收敛。其算法流程如下：

1. 通过采样网格，给定初始的聚类中心 $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$ ；
2. 把初始聚类中心 C_k 移动至 3×3 邻域的梯度最小处；
3. 在每一个聚类中心 C_k $2S \times 2S$ 的邻域内搜索相似的像素点并进行标记。
4. 将分为同一类的像素计算其 l, a, b, x, y 的均值作为新的聚类中心，重复搜索标记的过程。
5. 当新的聚类中心与原始聚类中心的差值在设定的阈值范围内时，迭代终止完成分割 [85]。

虽然相对于其它几种典型的超像素算法，SLIC 处理速度最快，产生的超像素规整度最好，但该算法需要根据图像的特点人工指定一个参数来描述超像素的紧致程度。当待处理的图像纹理分布不均匀时，难以选择一个参数来兼顾不同的纹理区。这将导致在同一幅图像上纹理简单和复杂区域所产生的超像素在形状和大小上差异较大。作为 SLIC 算法的改进版，SLICO（零参数版本的 SLIC）不再需要用户指定这个参数。算法会根据图像不同区域的纹理复杂度，自适应地调整合适的参数值，使得 SLICO 算法在保持速度不变的情况下，产生更加规整统一的超像素块，作为 GraphCuts 分割图模型的结点 [68]。而对于 SLICO 算法中需要用户指定的超像素个数这个参数，考虑到它的确定应该保证分割出来的超像素块含有的像素个数适宜，本实验按经验值设定每个超像素块含有 100 个像素，以整幅影像含有的像素个数除以 100 得到超像素个数这个参数图 3-6 显示了测试数据超像素分割结果图，从图中可以看到，slic 算法对道路的边缘特性保持良好，产生的超像素块均匀规整，有利于后续抽取各超像素块的特征，进行进一步的优化处理。

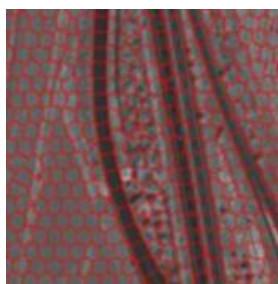


图 3-6 slico 超像素分割示例

3.3.2 基于超像素块的 GraphCuts 分割优化

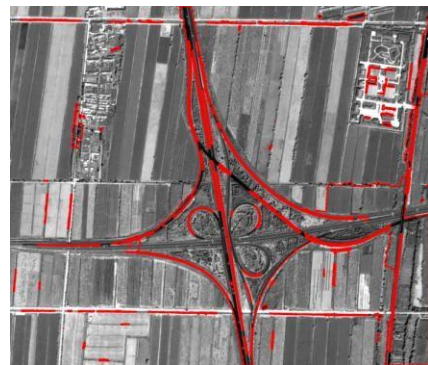
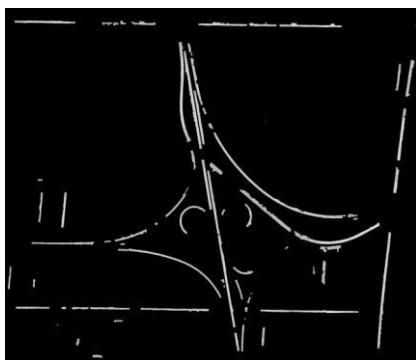
本文以之前计算得到的道路模板区域作为前景先验，落入该区域的超像素块参与初始前景高斯混合模型的构建，而该区域之外的超像素块参与初始背景高斯混合模型的构建，然后采用 GrabCut 算法对超像素图的前/背景区域进行基于高斯混合模型优化的迭代式处理，直至收敛得到最优分割。这实现了基于 GraphCuts 分割优化算法的自动化而免去了人工给定前背景先验的操作。考虑到道路前景模板可能包含有非道路区域的噪声信息，所以算法并未像原始图割分割处理的那样使初始前景像素的类别在之后的迭代过程中保持不变，而采用了可变的灵活处理方式。此外，由于采用超像素代替像素进行分割，需要引入超像素的尺寸差异对能量函数计算的影响，则 n-link 的权值设定变为：

$$V(\alpha, z) = \gamma \sum_{(m,n) \in C} [\alpha_n \neq \alpha_m] \exp - \lambda \beta \| z_m - z_n \|^2 \quad (3-17)$$

$\lambda = S_m/S_n$ ，即标号为 m 的超像素与标号为 n 的超像素的比率。

3.3.3 实验结果与分析

图 3-7 到 3-8 为对前面的数据进行初分割后的影像数据进行超像素图割优化的实验结果，该结果勾出了最终分为前景的区域边界，并将种子点标记在了原始影像上（红框标记待）。可以看到由于算法主要使用了影像的光谱信息，所以对于由阴影、遮蔽等引起的道路分割块断裂，该算法无法起到连接断裂路段的作用。但是对于道路内部区域灰度一致性良好，由于道路的复杂形状引起的断裂，该算法可以连接部分道路段，并对一些孤悬路段进行空间上的延伸。同时由于没有限定初始先验像素的类别归属，分割优化



的结果图中将一些与初始前景标记相隔较远的地物块误分为了道路区域。

(a) 初值先验模板

(b) 基于超像素分割的图割优化

图 3-7 实验数据一分割优化



(a) 初值先验模板

(b) 基于超像素分割的图割优化

图 3-8 实验数据二分割优化

3.4 本章小结

为了将 GraphCuts 分割方法应用于高分辨率遥感影像道路自动提取, 本文采用首先生成道路粗分割模板, 然后进行分割优化的处理方法。基于以辐射信息为主的局部道路区域特征以及形状特征, 本文分别实现了两种道路粗分割的方法。第一种以分水岭分割获得的分割块为基本单元, 抽取局部分割块范围内对比度、对称性与边缘特性的加权特征, 得到分割块的道路显著性值, 然后采用道路跟踪与灰度滤波的方法进行阈值分割, 由此获得道路先验。实验结果表明, 该方法主要在过分割的基础上使用到局部道路辐射信息, 获得的道路先验容易产生断裂, 但同时也相对纯净。第二种首先采用 MeanShift 方法获得初始各目标分割结果, 然后基于道路形状特征将典型的道路区域从背景中分离出来, 由此获得初始道路区域分割结果。实验结果表明, 该方法能保留相对完整的道路几何特性, 但也容易引入与道路粘连的面状地物噪声。在先验分割之后, 以粗分割获得的道路先验为约束, 以 slico 超像素分割获得的过分割块为图结点, 采用 GraphCuts 方法迭代求解获得优化的分割结果。实验表明, 对于内部灰度一致性保持较好的道路区段, 该方法可以部分连接因复杂形状引起的道路断裂现象, 而对于由阴影、遮蔽造成的辐射噪声引起的道路断裂, 该方法对于断裂道路的连接效果则不明显。该方法仍存在较大的提升空间, 把道路的形状、纹理、方向等特征编码进 GraphCuts 框架将会改善道路断裂现象。

4 基于密集匹配和分段图割优化的复杂城市场景道路分割

4.1 引言

在简单道路环境下，道路的条带状特征明显，区域内部灰度一致性相对良好，且与周围地物的反差大，边缘相对清晰。采用经典的分割方法，融合典型的道路特征就可以得到良好的道路先验。在先验信息的约束下，图割优化可以连接部分道路段，得到全局最优的道路分割结果。然而在复杂城市环境下，道路两旁的建筑物和树木投射到路面的阴影以及路面的斑马线、车辆等会对路面光谱信息产生干扰；由道路两旁高大物体以及摄影角度引起的遮蔽现象则会造成道路信息的缺失；存在与道路相连的面状地物，如停车场、裸地。这些现象破坏了道路的条带状特征与辐射一致性，增加了道路网络的拓扑复杂度，并且道路的双边缘特性不再明显。采用普通图像处理的方法难以进行道路区域与背景的分离。而由于道路与周围环境中的建筑物、地面形成的“异物同谱”现象普遍，对整幅影像采用图割的方法进行分割优化，往往会因为背景光谱信息的干扰而无法得到良好的前景分割优化结果。因此，本章针对复杂城市场景的特点，首先采用密集匹配的方法获得受噪声干扰较小的完备路网，然后采用连通域分析与角度纹理分析得到相对纯净的道路区域，最后沿道路方向取兴趣区，在各兴趣区内基于图割的方法得到局部最优的分割结果。各局部最优的道路区域构成了整幅影像最优的道路分割结果。本章选用了两组有代表性的实验区的数据对本章提出的算法进行了验证与分析。算法的流程图如下所示。

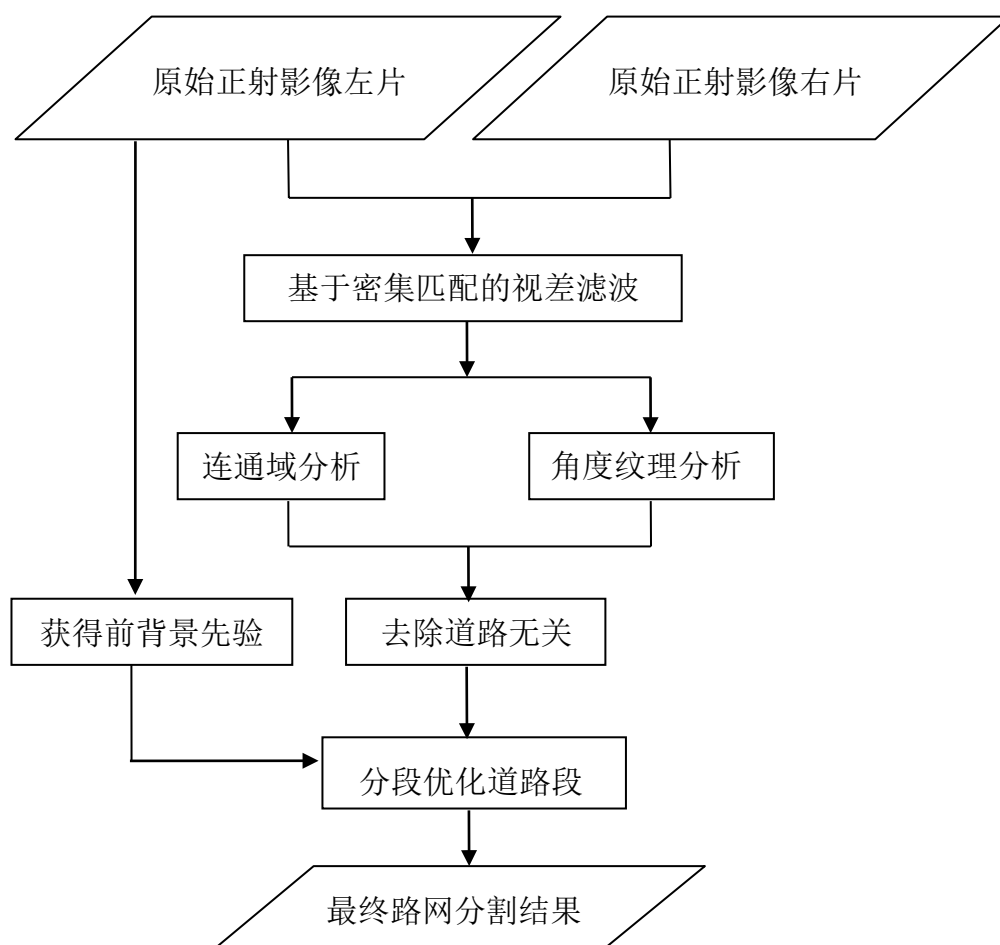


图 4-1 算法流程

4.2 视差滤波

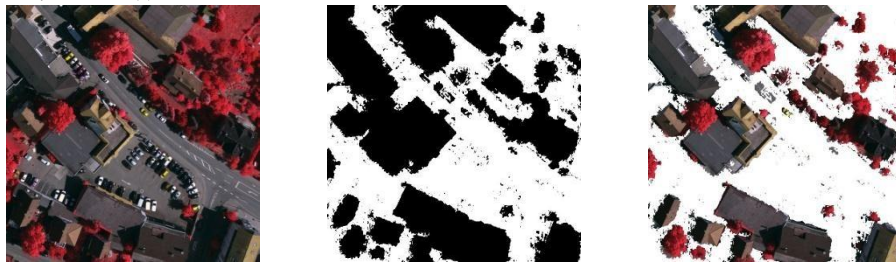
由地形起伏引起的像点位移称为投影差，它反映了地物的高程信息。投影差的计算可以基于当前的影像密集匹配技术来实现，近年来影像密集匹配技术快速发展，在点云密度和精度都得到了较大突破，其中基于半全局优化的密集匹配（SGM）方法可以有效克服阴影区域、纹理匮乏区域的影响，且采用互信息作为相似性测度，可以不受影像间辐射变形的影响，从而稳定有效地获得两张影像的视差图，是当前最主流的密集匹配算法之一，因此主要采取该算法进行视差图计算。

利用 SGM 算法获取影像的视差值时，要求两幅待匹配影像的视差方向位于影像的行方向，即两幅影像只在左右方向存在视差，上下方向不存在视差。而且在一定条件下（如影像有相同的航高），两幅单片正射影像也存在“核线”关系，且视差方向与摄影基线方向一致，这在^[69]中已经得到了证明，即只要将两幅单片正射纠正影像的摄影基线方向旋转至水平，就可得到视差沿行方向分布的图像。

对于相邻的两张正射影像，可以通过上述方法先生成“近似核线影像”，采用 SGM

算法进行核线密集匹配，之后根据匹配视差计算每个像素点的投影差，然后根据投影差的大小来得到区域地物和地貌的信息，投影差较大的区域对应于正射影像上的建筑、植被等地物区域，而投影差较小的区域即为正射影像上的道路、裸地、低矮草地等地貌区域。

对得到的视差图以阈值 T 为限进行高程滤波，大于 T 的认为是建筑物或树木赋为零值，小于 T 的认为是可能的道路点，赋为 255。如图 4-2 的实验数据所示，此处 T 取经验阈值为 1，图 4-2(a)为原始正射影像左片，图 4-2(b)为视差滤波后的结果影像，图 4-3(c)为二者叠加后的影像。可以看到明显高于地面的建筑物与植被得以滤除，地面与道路区域得到完整保留。二值图上存在许多噪声，因此还需要后续处理。



(a) 原始正射影像左片 (b) 视差滤波结果 (c) 叠加结果

图 4-2 基于密集匹配的视差滤波

4.3 去除道路无关地物

二值图上赋值为 255 的像素是可能的道路区域，视为前景，其余为背景区域。本小节通过一系列的处理完成前景区域的孔洞填充，去除背景区域的椒盐噪声，并尽可能将与道路粘连的面状地物予以去除，得到相对纯净的完备道路区域，处理过程主要包括以下三个步骤：

步骤 1 对初始高程滤波的二值图像进行连通区域分析，滤除噪声与填充孔洞；

步骤 2 采用 K-means 聚类分析将道路区域离散化为均匀的分割块；

步骤 3 基于角度纹理分析去除与道路粘连的面状地物。

下面将对这三个步骤进行详细的算法描述。

4.3.1 连通域分析

连通域分析(connected components analysis, CCA)，即在规定的邻域系统与连通性定义下，给每个连通区域内的像素分配一个唯一的标号。以前景区域为主体做连通域分析，当某连通域内像素个数少于设定的阈值时，认为该连通域为孤立噪声予以去除。以背景区域为主体做连通域分析，认为像素个数少于设定阈值的区域为孔洞，去除该区域完成道路前景填充。由于噪声与孔洞区域与道路区段所含像素数的数量级差别较大，所以阈

值的设定具有相对宽松的范围，其在较大范围内的浮动对最终的去噪结果影响并不大，其值主要取决于待处理影像的大小。对前一小节的实验数据处理后的实验结果如图 4-3 所示。图 4-3(a)为将前景区域中各连通成分用不同的颜色进行标记的结果，图 4-3(b)为保留下大于 1000 像素的连通成分的标记结果。图 4-3(c)为将背景区域中的连通区域进行不同颜色标记的结果，图 4-3(d)为将背景连通域中的像素数小于 1000 的孤立块去除的结果。相较于原始二值影像，经连通域分析处理后的影像为后续处理提供了更完备与纯净的道路区域标记。

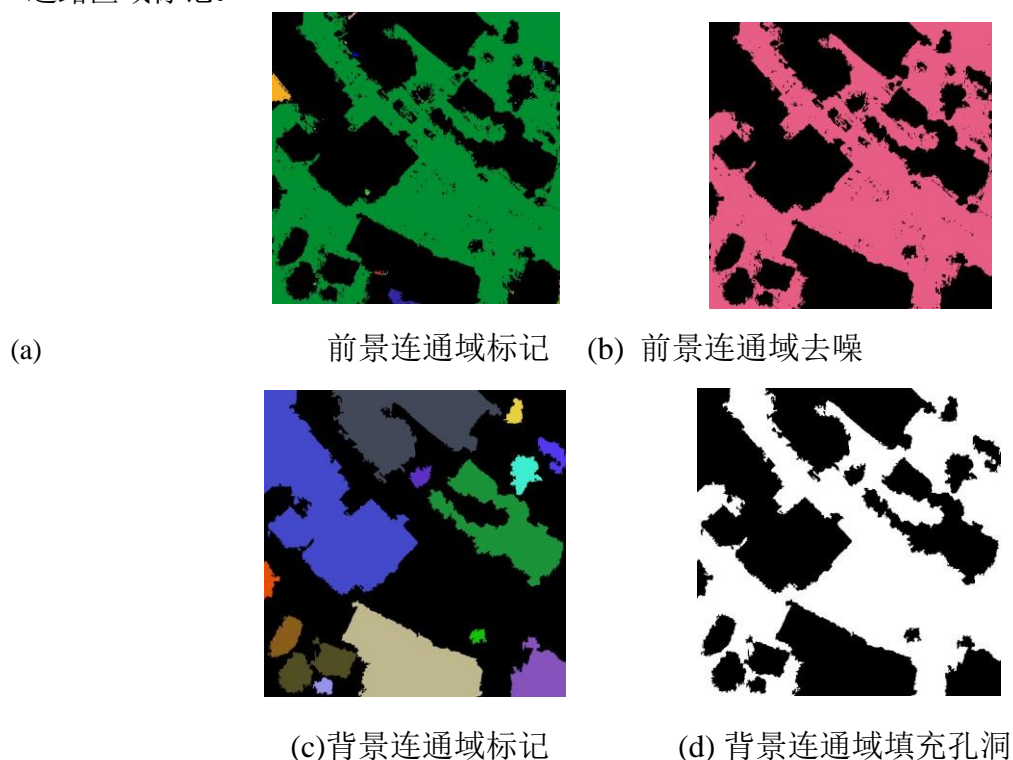


图 4-3 连通域分析去噪

4.3.2 K-means 聚类分析

与道路相连的停车场与裸地难以去除是道路自动提取中的难点。文献^[70]计算边缘曲率突变点并进行筛选，连接有效曲率突变点对进行去除。文献^[71]对已知宽度的选定道路段进行处理，在提取骨架的基础上，采用高斯核进行双向累积滤波。文献^[72]将道路段看成由一系列直线构成，通过一定长度的匹配直线在提取基本道路段的同时去除部分与之相连的面状地物。考虑到计算复杂度以及与分段优化相适应，本文选择采用 K-means 聚类分析进行道路二值图离散化处理，以聚类块为单位进行面状地物剔除。

K-means 算法的基本思想是把给定的 n 个数据对象划分为 k 个聚类，使每个聚类中的数据点到该聚类中心的平方和最小。算法的处理过程如下：

- ① 从 n 个数据对象中任意选取 k 个作为初始聚类中心。

- ② 分别计算每个对象到各聚类中心的距离，将各对象划归到距离它最近的聚类中。
- ③ 当各对象分配完成后，以各聚类中所有点的均值作为该类新的聚类中心。
- ④ 将新的聚类中心与上一次计算得到的聚类中心进行比较，如果聚类中心发生了变化，则重复（2）到（4）的过程，否则转入（5）。
- ⑤ 输出最终聚类结果。

以像素行列号构成一个二维数据点，所有前景像素构成的数据点集合作为输入，为了兼顾处理速度与面状显著性的计算精度，需要选择合适的分割块大小。图 4-4 所示，为取分割块大小为 100 像素时，K-means 离散化的结果。

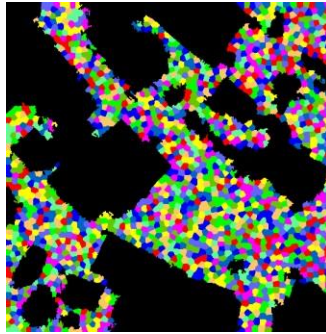


图 4-4 K 均值离散化二值道路区域

4.3.3 角度纹理分析

基本的角度纹理分析定义如下，在一张灰度影像的像素 p 处，以和水平方向成 α 角取宽度为 w 的矩形模板，则统计量 $T(\alpha, w, p)$ 定义为模板中相较于均值的方差值。在一系列的角度 $\alpha_0, \dots, \alpha_n$ 处计算该统计量，它们构成的集合即为角度纹理特征 $\{T(\alpha_0, w, p), T(\alpha_1, w, p), \dots, T(\alpha_n, w, p)\}$ 。本文为从二值影像中去除与道路粘连的面状地物，主要使用到二值道路区的形状特征，参考文献^[73]采用角度纹理均值特征 ATS_{mean} ，按公式(4-1)计算某一方向上的模板特征值，其中 $N_{candidate}$ 表示属于前景区域的像素个数， $N_{template}$ 表示模板内包含的总像素个数。公式(4-2)即取各方向上模板特征值的均值作为该点所属聚类块的角度纹理均值特征。模板的选取为以每个聚类中心为中心，在 360 度范围内每隔 30 度取长条形模板，其尺寸的选择由影像中典型道路宽度决定，基本的规则是长条模板的宽度应该小于等于典型道路宽度，长度则至少两倍于典型道路宽度，对前面处理的数据，道路模板依经验值取 20×120 像素。图 4-5 所示为角度纹理分析的处理过程。图 4-5(a)所示为在 360 度范围内等角度间距取道路模板，图 4-5(b)为将 ATS_{mean} 的值拉伸到 0 至 255 范围内，并将中心点处的 ATS_{mean} 值赋予整个像素的面状显著性计算结果，图 4-5(c)为将 ATS_{mean} 值由高到低进行排序，去除前 5% 的结果。可以看到，面状地物的中心区域角度纹理特征显著得以去除，为后续的分段优化道路区域减少了干扰

信息。

$$ATS(i) = \frac{N_{candidate}}{N_{template}} \quad (4-1)$$

$$ATS_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ATS(i) \quad (4-2)$$

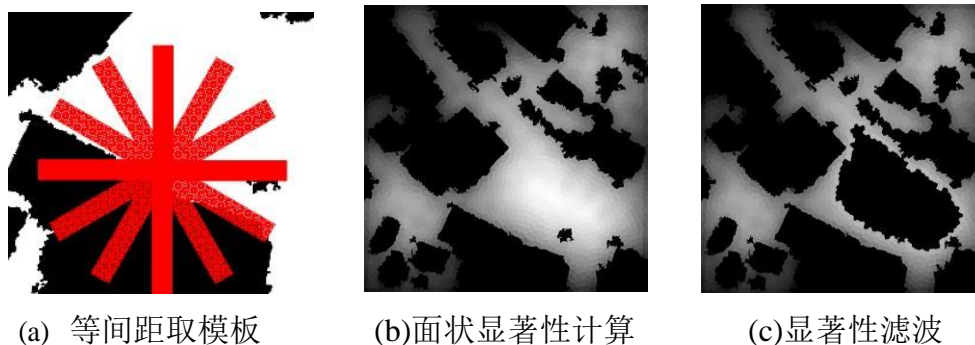


图 4-5 角度纹理分析示意图

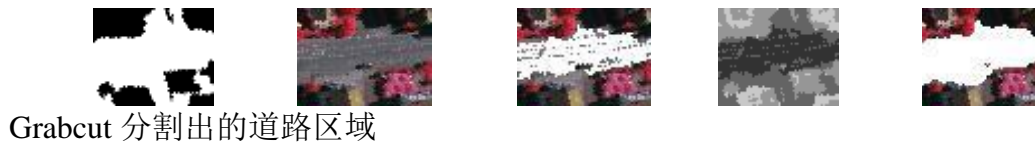
4.4 基于 Graph Cuts 的分段优化

前面的步骤已经得到了覆盖主要道路区域的完备前景模板，本节将采用基于图割的方法对完备的前景模板进行优化处理，去掉干扰噪声，得到与实际道路状况更相符的道路区域分割结果。不同于计算机视觉中通常处理的近景自然场景影像，复杂城市场景下的高分辨率遥感影像数据中往往存在前景信息缺失与背景信息干扰的现象，使得当以前景模板为先验，对整幅影像进行图割优化处理时，即使能得到全局最优的结果也难以得到良好的地物提取结果。文献^[74]以阴影信息确定建筑物兴趣区，对每一个兴趣区采用 Grabcut 进行优化，实现了复杂环境下任意形状和尺寸建筑物的自动探测。受此启发，考虑将完备的道路前景区域及其周围环境沿道路方向进行分段处理，在各分段兴趣区内自动确定前背景先验，然后采用基于 GrabCut 的方法对分段模板进行分割后处理得到局部区域内优化的分割段。各局部优化的分割段共同构成了整幅优化的道路区域。该处理过程主要包括以下 3 个步骤：

- 步骤 1 基于梯度信息计算道路方向，沿道路方向取包含道路与周围环境的兴趣区；
- 步骤 2 基于辐射与空间信息的相近性确定模板内的前景先验，基于归一化植被指数（NDVI）确定背景先验；
- 步骤 3 基于 GrabCut 方法对各模板内的道路分割结果进行优化。

如 3.2.1 中描述的那样，以每一个聚类块的中心为中心，沿道路方向取兴趣区。考虑使用植被信息与路面灰度一致性特点为 Grabcut 分割自动设置初值。以兴趣区中心点为种子点，以(R,G,B)空间的欧式距离相近度为衡量准则进行区域增长,得到的像素认为位于道路区域内，标记为确定的前景区域。如公式(7)所示，使用应用广泛的归一化植被指数(NDVI)计算道路兴趣区内的植被覆盖，其中 NIR 与 R 分别代表了近红外与红波段

数据。对计算得到的植被覆盖度图采用最大类间方差方法(Otsu)自适应地确定植被与非植被区的灰度阈值。认为低于阈值的像素代表植被，标记为确定的背景区域。对于剩余未标记的像素，当其落在二值模板图的前景区域中时，标记为可能的前景像素，否则标记为可能的背景像素，得到标记模板。采用高斯混合模型对给定的前背景像素 RGB 信息建模，从而确定待分类像素的前背景类别归属，此过程迭代进行直至收敛。图 4-6 以一个道路兴趣区为例，展示了分段优化算法流程中的实验结果，图 4-6(a)为分割优化前的二值图，图 4-6(b)为对应的原始影像，图 4-6(c)为区域增长标记出的道路区域初值，图 4-6(d)为融合了道路与植被信息的区域约束与二值图拓扑约束的模板标记，图 4-6(e)为



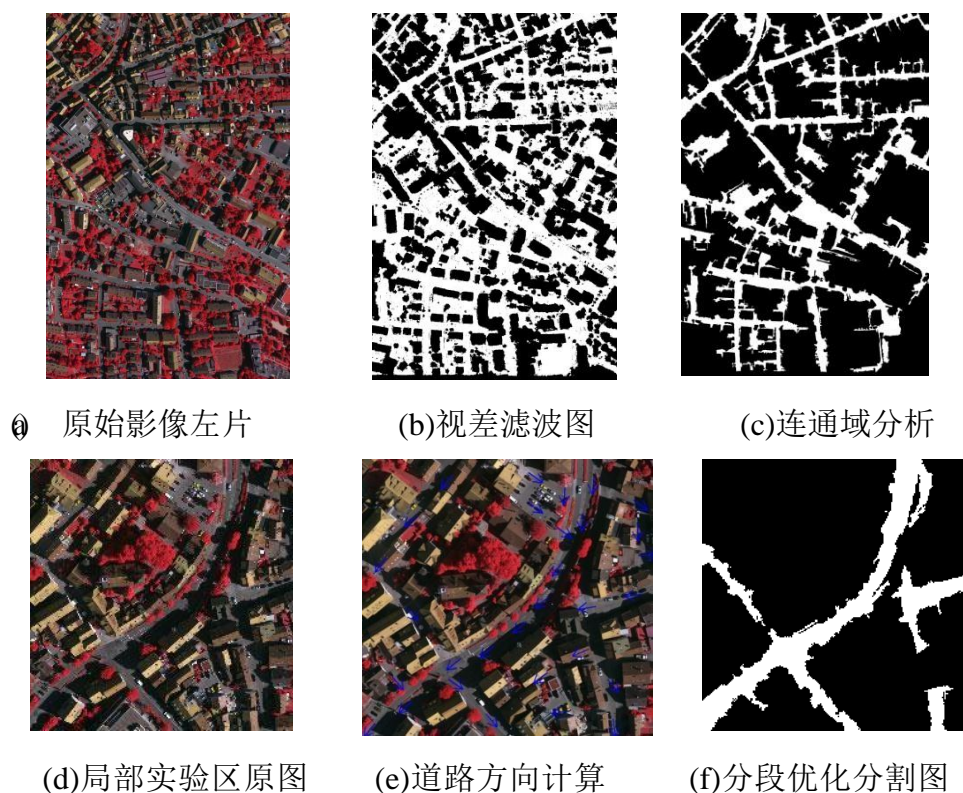
(a) 原始二值图 (b) 原始影像 (c)前景标记 (d) 先验模板 (e)优化分割

图 4-6 Grabcut 优化局部分割块

4.5 实验结果与分析

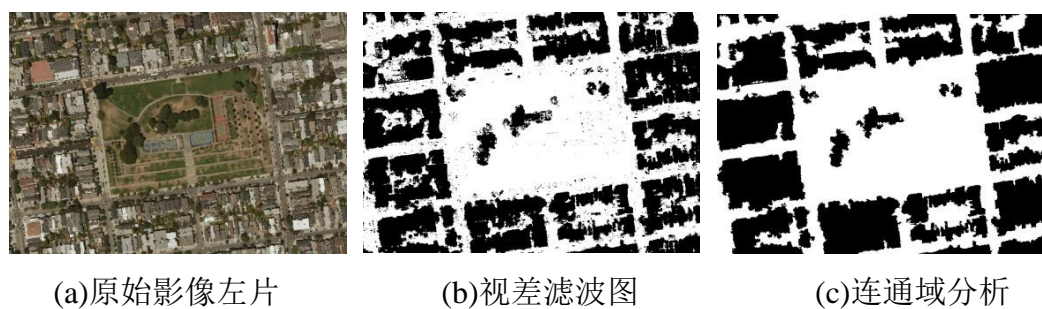
本文采用两组高分辨率遥感影像对本章提出的算法进行验证。并与上一章采用的方法进行了对比分析，验证了本章所提出方法的优越性。

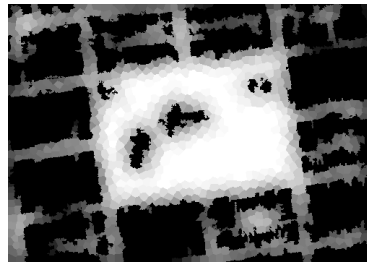
实验一为德国 Vaihingen 地区的实验数据。图 4-7(a)为原始正射影像的左片，影像中道路曲率变化相对平缓，但是存在大量与道路粘连且光谱相近的地面区域，且道路两旁分布有植被与阴影干扰，使得道路的带状特征不明显，拓扑结构复杂，边缘不清晰且多锯齿状。图 4-7(b)为视差滤波后的地面区域，高出地面的植被与建筑物区域明显被移除，道路区域得以完整保留。但由于影像中有大量非道路的地面区域，路面上存在车辆，植被分布不均匀且高低错落，高程滤波的二值图上含有许多椒盐噪声以及破碎的非道路区域，而道路区域内则含有大量孔洞以及与道路粘连的面状地物。在部分道路特征显著的区段，二值图上前景像素的分布呈现出明显的方向性，表现为狭长的带状区域。图 4-7(c) 是经连通域分析处理后的结果，虽然由于道路场景本身的复杂性，处理后得到的二值影像上，前景区域存在很多毛刺与边缘缺损，道路的双边缘特性不明显，整体道路区域略显凌乱。但是相较于处理前的影像，道路区域得以突显，其连续性得到强化。图 4-7(d)-(f) 为选取的局部实验样区，进行分段优化处理后的实验结果，对比道路方向计算结果可以看到，分段优化的结果依赖于道路方向的计算结果。当计算出的道路方向准确时，得到的道路模板能包含该路段完整的道路信息，对路面辐射信息一致性良好且植被区域显著的路段，前背景先验信息准确，分段优化可以将与道路区域连通的光谱相异的干扰信息去除，最终得到的路面分割优化结果能较好地贴合路面实际情况。



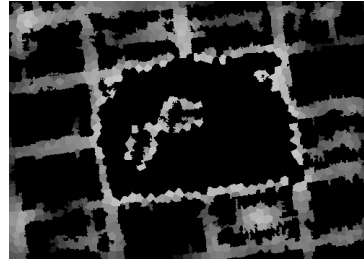
4-7 德国 Vaihingen 地区实验结果

实验二为美国旧金山地区的实验数据，影像中道路呈现出平直态，构成的道路网络规整，道路与环境中房屋等地物的异物同谱现象普遍，道路区域与周围地物的对比度不大，边缘不清晰，道路两旁有植被形成的遮挡，影像中存在由道路网围起的封闭面状区域。图 4-8 为该区域的实验结果。由于角度纹理分析对闭合的面状地物良好的显著性标记，影像中由路网围起的大面积操场区域得以与道路区域分离。由于该影像缺少红外波段，所以以绿波段代替红外波段计算植被覆盖度，获取背景先验。图 4-8(g)为最终对道路段进行分割优化处理后的结果。实验中当所取的道路兴趣区前景分割区域优化后包含的像素数少于阈值时，则认为该区段不是道路区域，予以去除。因此，实验区域中，与道路相连的杂乱房屋区域得以去除，同时部分道路方向计算偏差较大以及遮挡严重的道路段也被去除。

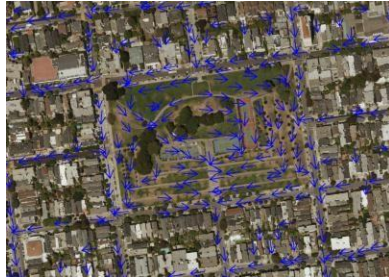




(d)面状显著性计算



(e) 显著性滤波



(f)梯度方向图



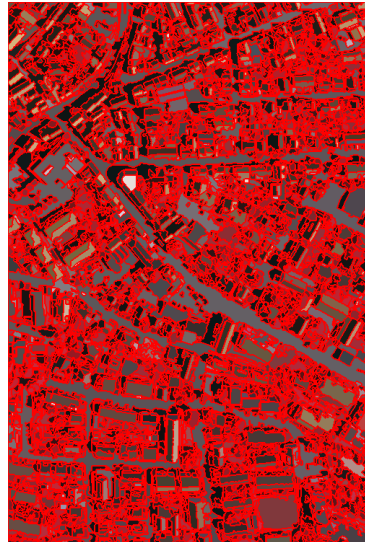
(g)分段优化分割结果

图 4-8 美国旧金山地区实验结果

图 4-9 和 4-10 为采用 Meanshift 分割结合形状滤波，最后用 Graph Cuts 全局优化的方法对德国 Vaihingen 和美国旧金山地区的实验数据进行处理的对比实验。从实验结果可以看到，对于复杂城市场景，基于 meanshift 分割结合形状滤波的方法得到的道路区域多有断裂，且背景中的条带状地物，如房屋，会形成干扰。由于复杂城市场景道路边缘不明显，slic 分割得到的多为混合超像素块，无法良好地反映路面光谱信息；复杂城市场景中异物同谱现象普遍，道路前景与背景环境的光谱区分度不高；而由于车辆、交通标志、植被等的干扰，道路内部的光谱一致性并不好。基于以上三点，采用 Graph Cuts 方法对分割结果进行全局最优优化，无法起到连接断裂路段的效果，反而会引进噪声，如图 4-9 (e) 黑框中所示。由此可以得到两个结论。其一，基于密集匹配的视差滤波结合后续去噪处理可以得到更完备的道路区域标记先验。其二，沿道路方向取兴趣区，分段优化道路区域可以充分利用前背景先验，而较少受到背景中异物同谱现象的干扰，从而达到良好的优化分割的效果。



(a) 原始影像



(b) $hr=6.5$, $hs=7.0$, 分割结果



(c) $S=300$, $R=2.0$, $F=0.5$, 形状滤波



(d) slic 超像素分割



(e) Graph Cuts 全局优化

图 4-9 德国 Vaihingen 地区对比实验

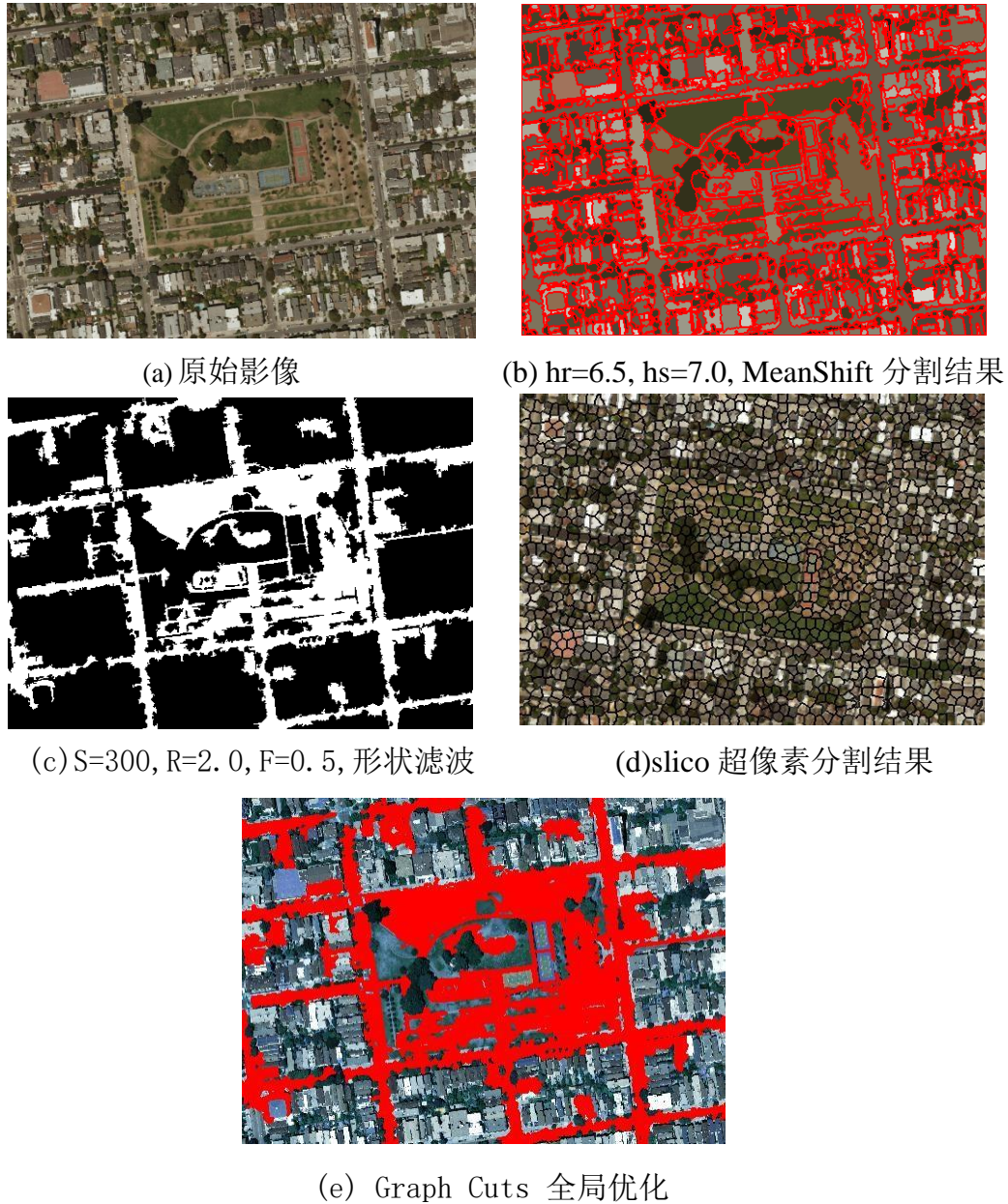


图 4-10 美国旧金山地区对比实验

4.6 本章小结

针对高分辨率遥感影像上复杂城市地区道路区域的特点，本文采用基于密集匹配的视差滤波方法去除高于地面的地物，然后采用一系列后处理方法，包括连通域分析去除椒盐噪声与填充道路孔洞，角度纹理分析去除与道路粘连的面状地物，得到干净的去完备路网。采用 K-means 聚类分析将路网离散化，沿道路方向取兴趣区，以道路辐射一致性与植被覆盖信息自动获取前背景先验，在各兴趣区内完成道路分割结果的优化。本章使用了两组高分辨率遥感影像进行实验，并与上一章采用的方法进行了实验对比，结果

表明对于复杂城市地区，基于密集匹配的视差滤波结合后续去噪处理可以得到更完备的道路区域标记先验，而对于梯度方向计算较准的道路区段，沿道路方向取兴趣区，分段优化道路区域可以充分利用前背景先验，且较少受到背景中异物同谱现象的干扰，从而达到良好的优化分割的效果。

值得指出的是，本章采用的方法中阈值的选取多是在大量实验基础上，根据经验由人工选择确定的，这也是由方法本身的特性所决定的。在本实验的基础上继续探索提取准确光道路中线的方法，或者从原始连通域分析去噪后的影像中，基于统计的思想获得全局最优的路网提取结果是本文后续研究的内容之一。

5 总结与展望

5.1 总结

本文从高分辨率遥感影像的特点出发,研究如何将图割分割的方法应用于道路区域自动分割的问题中来。由于现实世界具有复杂的环境,本文针对不同的道路环境,采用了不同的处理方法,并取得了较好的效果。

第一,对于简单场景中的道路区域分割,尝试了基于局部道路区域显著性计算的方法获得道路先验。具体是以分水岭分割获得的超像素块为基本单元,通过对超像素块局部对比度、对称性以及边缘信息加权,获得局部道路区域显著性。然后基于道路在空间上具有延伸性的特点,采用基于模板匹配的道路跟踪方法进行阈值分割,最后采用灰度阈值滤波的方法将道路区域从背景中分离出来。实验表明该方法分割出的道路区域容易形成断裂,但得到的道路先验模板相对纯净,且在对比度明显的道路区域,先验标记信息准确度较高。

第二,对于简单场景下的道路区域分割,尝试了基于形状特征滤波的方法分离道路区域。具体是采用均值漂移分割在色彩域聚类,然后用形状指数进行几何滤波的方法将道路区域与背景分离开来。实验结果表明该方法能获得相对完整的道路区域分割结果,但同时容易引进与道路粘连的面状地物噪声。

第三,对比分析了不同的超像素获取方法的优缺点并选择 *slic* 超像素分割获取规整的空间同质区域。基于超像素图构建图模型,迭代优化获取全局最优的分割结果。实验表明对于内部灰度一致性保持较好的道路区域,该方法能部分补偿因道路形状复杂而造成的前景先验缺失,具体表现为可以连接道路段在空间上呈现出的断裂。

第四,研究了适合于复杂城市场景的分段优化道路分割方法。由于密集匹配技术受路面阴影、遮挡等干扰信息的影响较小,由密集匹配视差滤波以及一系列后续去噪处理后可以得到完备的路网信息。本文采用了将路网离散化分段处理的策略。在兴趣区内采用区域增长与计算归一化植被指数的方法自动获得前背景先验,为图割优化提供初值。各分段优化得到的道路区域共同构成了实验区内道路分割结果。实验结果表明基于密集匹配的视差滤波结合后续去噪处理可以得到更完备的道路区域标记先验。而当道路方向值计算准确时,沿道路方向取兴趣区,分段优化道路区域可以充分利用前背景先验,而较少受到背景中异物同谱现象的干扰,从而达到良好的优化分割的效果。

5.2 展望

本研究虽然能够对不同道路场景的数据采用不同的方法获得良好的道路先验,并基

于图割的方法得到优化的道路分割结果，但仍有许多需要改进的地方可以完善：

第一，在道路初值模板的获取中，本文更多地是根据实验区的数据特点，依经验值或在一定人工参与度下辅助完成参数确定。研究自适应参数确定方法，比如根据影像的局部特征确定不同区段的均值漂移带宽参数等，可以减少人力，提高算法在不同数据上的适应性。

第二，本文对简单道路环境下的数据尝试的两种道路先验模板获取方法分别侧重于使用道路的光谱特性与几何特性。考虑融合两种特性获取更鲁棒与准确的道路先验模板值得进一步探索。

第三，本研究对道路信息的使用主要体现在获取初值先验模板上，而在使用图割的方法优化道路分割块方面，该方法只使用到了空间光谱信息，所以对于由于形状复杂引起的道路先验缺失，但道路灰度一致性良好的区段能够有效地连接断裂路段并对部分不完整路段进行空间延伸。而对于因辐射信息干扰，如阴影、遮挡等引起的道路先验缺失，基于图割的分割优化同样无法将道路信息提取出来。将道路的方向与纹理特征融合进 GraphCuts 框架有利于在基于图割的分割优化中弥补初分割中缺失的道路先验。

参考文献

- [1] Qihao Weng. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 117(2):34-49.
- [2] Hu X, Li Y, Shan J, et al. Road Centerline Extraction in Complex Urban Scenes From LiDAR Data Based on Multiple Features[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(11):7448-7456.
- [3] 周绍光. 高分辨率遥感影像中道路提取方法的研究[M]. 科学出版社, 2012.
- [4] Bajcsy R, Tavakoli M. Computer Recognition of Roads from Satellite Pictures[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1976, smc-6(9):623-637.
- [5] Steger C, Glock C, Eckstein W, et al. Model-Based Road Extraction from Images[M]// Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images. Birkhäuser Basel, 1995:275-284.
- [6] Men J B, Malpica J A. Color image segmentation using the Dempster-Shafer theory of evidence for the fusion of texture[J]. Of Texture the International Archives Of the Photogrammetry Remote Sensing & Spatial Information Sciences/w8, 2003:139--144.
- [7] 雷小奇, 王卫星, 赖均. 一种基于形状特征进行高分辨率遥感影像道路提取方法[J]. 测绘学报, 2009, 38(5):457-465.
- [8] Benjamin S, Gaydos L. Spatial resolution requirements for automated cartographic road extraction[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1990.
- [9] Haala N, Vosselman G. Recognition of road and river patterns by relational matching[J]. International Archives of Photogrammetry & Remote Sensing, 1992.
- [10] Faber A, Orstner W F. Scale Characteristics Of Local Autocovariances For Texture Segmentation[C]// International Archives of Photogrammetrie and Remote Sensing. 2002.
- [11] Huang X, Zhang L. Road centreline extraction from high - resolution imagery based on multiscale structural features and support vector machines[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(8):1977-1987.
- [12] Shi W, Miao Z, Debayle J. An Integrated Method for Urban Main-Road Centerline Extraction From Optical Remotely Sensed Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(6):3359-3372.
- [13] Shi W, Miao Z, Wang Q, et al. Spectral–Spatial Classification and Shape Features for Urban Road Centerline Extraction[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2014, 11(4):788-792.
- [14] 章毓晋, 图像分割. 2001, 北京: 科学出版社.
- [15] 周绍光, 徐勇, 2008. 在高分辨率遥感影像中提取无清晰连续边缘线的道路[J]. 测绘学报, 37(3):301-307.

- [16] Steger C. An Unbiased Detector of Curvilinear Structures[J]. Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on, 1998, 20(2):113-125.
- [17] Trinder J C, Wang Y, Sowmya A, et al. Artificial Intelligence in 3-D Feature Extraction[M]// Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images (II). Birkhäuser Basel, 1997:257-266.
- [18] Amini J, Saradjian M R, Blais J A R, et al. Automatic road-side extraction from large scale images[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2002, 4(2):95-107.
- [19] Heipke C, Steger C, Multhanmm R, A Hierarchical Approach to Automatic Road Extraction from Aerial Imagery//DM McKeown Jr. and IJ Dowman, eds. Proc., Integrating Photogrammetric Techniques with Scene Analysis and Machine Vision 2, Orlando,USA, 1995, (2486): 222-231.
- [20] Baumgartner A, Steger C, Mayer H, et al. Multi-Resolution, Semantic Objects, and Context for Road Extraction[J]. 1997:140--156.
- [21] Mayer H, Laptev I, Baumgartner A. Multi-scale and snakes for automatic road extraction[M]// Computer Vision — ECCV'98. Springer Berlin Heidelberg, 2010:720-733.
- [22] 崔卫红. 基于图论的面向对象的高分辨率影像分割方法研究[D]. 武汉大学, 2010.
- [23] 史文中,朱长青,王昱.从遥感影像提取道路特征的方法综述与展望.测绘学报,2001,30 (3)
- [24] 崔屹. 图像处理与分析—数学形态学方法与应用[M]. 北京.科学出版社,2002
- [25] V. Kolmogorov, R. Zabih. What Energy functions can be minimized via graph cuts[C]. In Proc. ECCV, 2002,65-81
- [26] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images[C]// Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on. IEEE, 2001:105 - 112.
- [27] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. "GrabCut": interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. Acm Transactions on Graphics, 2004, 23(3):págs. 307 -312.
- [28] Ok A O, Senaras C, Yuksel B. Automated Detection of Arbitrarily Shaped Buildings in Complex Environments From Monocular VHR Optical Satellite Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2013, 51(3):1701-1717.
- [29] Greig D M, Seheult A H. Exact maximum a posteriori estimation for binary images[J]. Korean Journal of Pediatrics, 1989, 57(9):420-4.
- [30] Bioucas-Dias J M, Valadao G. Phase Unwrapping via Graph Cuts[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(3):2007.
- [31] Suga A, Fukuda K, Takiguchi T, et al. Object recognition and segmentation using SIFT and Graph Cuts[J]. 2008, 2008(2):1-4.
- [32] Tang Z, Miao Z, Wan Y, et al. Automatic foreground extraction for images and videos[C]// Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on. IEEE, 2010:2993-2996.

- [33] Russell C, Metaxas D, Restif C, et al. Using the P n, Potts model with learning methods to segment live cell images[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. 2007:1-8.
- [34] Malcolm J, Rathi Y, Tannenbaum A. Graph Cut Segmentation with Nonlinear Shape Priors[C]// International Conference on Image Processing. 2007:IV-365 - IV - 368.
- [35] Lombaert H, Sun Y, Grady L, et al. A multilevel banded graph cuts method for fast image segmentation[C]// 2005:259-265.
- [36] Strandmark P, Kahl F. Parallel and distributed graph cuts by dual decomposition[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2010:2085-2092.
- [37] Yu Z, Xu M, Gao Z. Biomedical image segmentation via constrained graph cuts and pre-segmentation[C]// International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. IEEE, 2011:5714-5717.
- [38] X. Wu, Y. Wang. Interactive Foreground/Background Segmentation Based on Graph Cut[C]// Image and Signal Processing, 2008. CISP '08. Congress on. 2008:692-696.
- [39] Peng Y, Liu R. Object segmentation based on watershed and graph cut[C]// International Congress on Image and Signal Processing. IEEE, 2010:1431 - 1435.
- [40] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging ☆[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(2):445-456.
- [41] Lombaert H, Sun Y, Grady L, et al. A multilevel banded graph cuts method for fast image segmentation[C]// 2005:259-265.
- [43] Strandmark P, Kahl F. Parallel and distributed graph cuts by dual decomposition[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2010:2085-2092.
- [44]Y. Peng, R. Liu. Object segmentation based on watershed and graph cut, International congress on CISP,pp.1431-1435,2010.
- [45]L.Chang. W.H.Hsu. Foreground segmentation for static video via multi-core and multi-modal graph cut. IEEE international conference on ICME. pp. 1362-1365.2009.
- [46]V.Lempitsky, P.Kohli, C.Rother, T.Sharp. Image Segmentation with a bounding box prior. IEEE conference on computer vision. pp.277-284.2010.
- [47]D. Freedman. T. Zhang. Interactive graph cut based segmentation with shape priors. IEEE computer society conference on CVPR. vol.1.pp.
- [48]V. Nhat, B. S. Manjunath. Shape prior segmentation of multiple objects with graph cuts, IEEE conference on CVPR. pp. 1-8.2008.
- [49]Y. B. Yuri. G. F. Lea. Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation. International Journal of Computer Vision
- [50]Y. B. Yuri. M. P. Jolly. Interactive Graph Cuts for optimal Boundary and Region Segmentation of Objects in N-D Images. Proceeding of International Conference on Computer Vision. vol.

I.pp.105-112.2001.

- [51] Bioucas-Dias J, Valadao G. Phase unwrapping via graph cuts. IEEE Transactions on Image Processing, 2007,16(3):698-709.
- [52] Suga A, Fukuda K, Takiguchi T, Ariki Y. Object recognition and segmentation using SIFT and graph cuts. In: Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, USA: IEEE, 2008. 1-4
- [53] Tang Z, Miao Z J, Wan Y L, Li J. Automatic foreground extraction for images and videos. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 2993-2996
- [54]G. Slabaugh. G. Unal, Graph cuts segmentation using an elliptial shape prior, IEEE international conference on ICIP. vol. 2. pp. 1222-1225,2005.
- [55] Malcolm J, Rath Y, Tannenbaum A. Graph cut segmentation with nonlinear shape priors. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. San Antonio, USA: IEEE, 2007. 365-368
- [56] Russell C, Restif C, Metaxas D, Torr P. Using the P^n Potts model with learning methods to segment live cell images. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2007. 1-8
- [57] Malcolm J, Rath Y, Tannenbaum A. A graph cut approach to image segmentation in tensor space. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minnesoda, USA: IEEE, 2007. 1-8
- [58] Nowozin S, Lampert C H. Global connectivity potentials for random field models. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE, 2009. 818;825c
- [59] Vincent L, Soille P. Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1991,13(6):583-598.
- [60] Gonzales R C, Woods R E. Digital Image Processing(Second Edition)[M]. Publishing House of Electronics Industry, 2005.
- [61] 沈晶, 杨学志. 一种新的边缘保持分水岭的图像分割算法[J]. 图学学报, 2009, 30(5):80-88.
- [62] Xu H, Younis A A, Kabuka M R. Automatic moving object extraction for content-based applications[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2004, 14(6):796-812.
- [63] 李然. 基于改进分水岭算法的图像分割[J]. 电脑知识与技术, 2011, 07(6):3920-3922.
- [64] 李怡静. 基于 LiDAR 数据与遥感影像的城市地区道路自动提取
- [65] Yizong Cheng. Mean Shift, mode seeking, and clustering[J], IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(8):790-799.
- [66] 周家香, 朱建军, 梅小明,等. 多维特征自适应 MeanShift 遥感图像分割方法[J]. 武汉大学学报:

信息科学版, 2012, 37(4):419-422.

[67] Li Y, Sun J, Tang C K, et al. Lazy snapping[J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2004, 23(3):303-308.

[68] 陈鑫, 何中市, 李英豪. 一种新的基于SLICO改进的GrabCut彩色图像分割算法[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(10):3191-3195.

[69] Pang, Shiyang, Sun, Mingwei, Hu, Xiangyun, et al. SGM-based seamline determination for urban orthophoto mosaicking[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 112:1-12.

[70] Das S, Mirnalinee T T, Varghese K. Use of Salient Features for the Design of a Multistage Framework to Extract Roads From High-Resolution Multispectral Satellite Images[J]. *Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on*, 2011, 49(10):3906-3931.

[71] Huang Z, Zhang J, Wu J, et al. Adaptive scale smoothing for road redundancy region elimination[J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(6):351-353.

[72] Shi W, Zhu C. The line segment match method for extracting road network from high-resolution satellite images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2002, 40(2):511-514.

[73] Zhang Q, Couloigner I. Benefit of the angular texture signature for the separation of parking lots and roads on high resolution multi-spectral imagery[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(9):937-946.

[74] Ok A O, Senaras C, Yuksel B. Automated Detection of Arbitrarily Shaped Buildings in Complex Environments From Monocular VHR Optical Satellite Imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2013, 51(3):1701-1717.