
本科毕业论文（设计）

题目：基于属性直方图的图像分割算法设计与仿真

学院名称：_____

专 业：_____

学 生 姓 名：_____

学 号：_____

指导教师姓名：_____

论文提交时间：_____

基于属性直方图的图像分割算法设计与仿真

摘要

图像分割算法的分析和实现是图像处理领域的一个基本和重要的研究课题。图像分割涉及到根据灰度、颜色、空间纹理、几何形状等特征将图像划分为若干不相干的区域，从而使一个区域内的这些特征表现出一致性或相似性，而不同区域之间则存在明显的差异。

通过大量搜集阅读相关文献，经过概括总结，本文首先介绍了图像分割的发展现状，目前大量的工作致力于利用深度学习模型开发图像分割方法。接着简要介绍了图像分割的基本原理，简单来说就是在一副图像中，把目标从背景中分离出来。最后重点对双峰法阈值分割、分水岭阈值分割和 Otsu 阈值分割进行了详细的分析和仿真，无论哪种方法都是基于灰度直方图进行阈值分析，通过简单比较其分析效果，结果表明每种阈值分割方法都有其优点和缺点。必须根据实际的图像情况来选择合适的方法。评价好坏或正确与否的分割结果没有单一的标准，必须根据分割效果和实际应用场景来判断分割。

图像阈值处理是最常用的、易于实现的图像分割方法之一。它特别适用于对象和背景占据不同灰度的图像。在许多情况下，它是图像分析、特征提取和模式识别之前需要进行的图像预处理过程。

关键字：图像分割，直方图，阈值，仿真。

Design and Simulation of Image Segmentation Based on Attribute Histograms

Abstract

The examination and execution of image segmentation techniques is a crucial and significant area of inquiry within the realm of image processing. Image segmentation involves dividing an image into several disjoint regions based on features such as grayscale, color, spatial texture, geometry, etc., so that these features within a region show consistency or similarity, while there are significant differences between different regions.

This paper begins by introducing the current state of image segmentation through a comprehensive review and synthesis of related literature. A significant amount of current research is focused on developing image segmentation methods using deep learning models. Then the basic principle of image segmentation is briefly introduced, which is simply to separate the target from the background in a pair of images. Finally, a detailed analysis and simulation of bimodal thresholding, watershed thresholding, and Otsu thresholding are focused on. Either method is based on grayscale histogram for thresholding analysis, and by briefly comparing their analytical effects, the results show that each thresholding method has its advantages and disadvantages. The appropriate method must be selected according to the actual image situation. There is no single criterion for evaluating good or bad or correct or incorrect segmentation results, and segmentation must be judged based on the segmentation effect and the actual application scenario.

Image thresholding is one of the most commonly used and easily implemented image segmentation methods. It is particularly suitable for images in which the object and the background occupy different gray levels. In many cases, it is the image pre-processing process that needs to be performed before image analysis, feature extraction and pattern recognition.

Key words: Image segmentation, histogram, threshold , simulation.

目录

摘要	
Abstract.....	
第 1 章 引言.....	1
1.1 图像分割的目的和意义	1
1.2 图像分割方法研究现状	2
1.3 本论文的主要工作	3
第 2 章 图像分割基本理论.....	4
2.1 基于阈值的图像分割方法	4
2.2 基于边缘的图像分割方法	5
2.3 基于区域的图像分割方法	5
2.4 本章小结	6
第 3 章 基于直方图的阈值分割算法的设计与仿真.....	7
3.1 灰度直方图的介绍	7
3.1.1 一维直方图构建	7
3.1.2 均值邻域二维直方图构建	8
3.1.3 中值邻域二维直方图构建	9
3.1.4 三维直方图构建	10
3.2 根据灰度直方图选择阈值	11
3.2.1 双峰法阈值分割	12
3.2.2 Otsu 阈值选择法图像分割.....	16
3.2.3 分水岭阈值法图像分割	19
3.3 本章小结	22
第 4 章 各种算法的比较与评价.....	23
第 5 章 总结与展望.....	25
5.1 工作总结	25
5.2 工作展望	25
致谢.....	27
参考文献	28

附录	29
中文文献	42
英文文献	56

1 引言

1.1 图像分割的目的和意义

图像作为一种重要的信息传递工具，它以其独特的视角展示出客观的现实世界，将复杂的实体和抽象的概念以图表的形式呈现出来。它能够最直接地反映客观事物。随着计算机技术的发展，它与图像之间的联系也越来越密切，图像按其应用方向可分为模拟图像与数字图像。数字图像处理技术（Digital Image Proceeding）是计算机应用的一个重要领域，它可以把原始的图像转化为电子信号，并且利用计算机的算法对图像进行处理。图像处理的方法有很多，比如：图像增强、图像降噪、图像分割、图像恢复和提取等^[1]。

图像分割是图像处理中的一个重要环节，它在学术界和实验室研究中有着广泛的关注，同时也在工业，仪器设备，农业，医疗保健等实际领域中有着很多的应用场景。图像分割是图像处理中的一项重要技术，对图像的理解和分析起到了很大的作用。通过对图像进行分割，我们可以将其划分成两个独立的区域：目标区和背景区。我们可以通过比较两个区域的灰度特征来识别它们之间的差异，并使用这些信息来决定哪个像素点属于目标区，哪个属于背景区。最终，我们就可以获得一个二值图像。

正是由于最近几年图像技术的快速发展，新技术、新方法、新理论等层出不穷，研究者们将图像技术进行了整合，并将其整合到一个框架中，用图像的形式来表达图像工程^[2]。图像是一种有很多信息的数据，要处理和分析图像需要用不同的技术和方法。所以，研究人员把图像工程分成三个部分，就是图像处理、图像分析、图像理解。图像处理就是对图像做一些基本的操作，比如去掉噪声、让图像更清楚、用滤波器等，目的是让图像的质量和可视性更好。图像分析就是对图像做一些高级的操作，比如提取特征、分割区域、匹配物体等，目的是从图像里找出有用的信息和结构。图像理解就是对图像做一些智能的操作，比如识别物体、分类场景、检测目标等，目的是让计算机能够理解图像里的内容和含义。

图像分析是图像工程的中间部分，它是在图像处理的基础上，对图像的像素进行一些处理，让图像能够表达、度量和描述一些信息。而图像分割是图像分析的重要部分，图像分割是把图像分成不同的区域，每个区域代表一个目标或一个特征。图像分割的好坏会直接影响到后面的工作，也就是图像理解。图像理解是图像工程的最后部分，它是

对图像的内容和含义进行分析和理解^[3]。我们关心的只是图片的一部分。比如汽车牌照，我们只要看牌照号就行了，而车辆的底色就不是我们关心的对象了。图像分割的目的是要把图像里我们需要的、需要研究的一些部分分离出来，这些部分一般叫做目标或前景（其他部分叫做背景），前景是我们工作的重点，前景里面有图像的大部分信息，它也是图像的内涵，它是一块有特殊性质的区域^[4]。图像分割就是要把前景和背景区分开，通过对图像分割的处理，再对处理后的结果进行分析和识别，可以得到我们感兴趣的区域，这个区域可能是模糊的，人眼很难看清楚，在做了图像分割和图像分析等处理之后，就可以得到满意的结果。简单地说，图像分割就是把图像切成多个部分，每个部分都有相同或相似的性质，并从这些切好的多个部分中找出我们想要的对象的技术和过程。

在智能安保、无人驾驶、卫星遥感、医学影像处理、生物识别等诸多应用中，图像分割能够为后续处理提供简洁、可靠的特征信息，从而有效提升后续处理效率。在具体的应用中，要根据不同的应用场景，灵活地选择不同的图像分割方法，从而达到不同的分割任务^[5]。

1.2 图像分割方法研究现状

自图像分割理论的诞生起，研究者们就投入了大量研究并提出了这种各样的分割技术与理论。

目前，图像分割技术已经取得了长足的进步。然而，当前主流的分割算法仍然需要依赖大量的标注数据，而逐像素标注十分昂贵、费时且费力。为了减轻这一负担，过去几年研究人员越来越关注构建标签高效的深度学习算法。

语义分割方面，基于全卷积网络的方法已经成为主流，但是仍然存在一些问题，如如何处理多尺度特征、如何提高边缘细节、如何增强上下文信息等。为了解决这些问题，一些新的技术被提出，如空洞卷积、注意力机制、多任务学习、自监督学习等。

实例分割方面，基于区域建议网络的方法已经取得了很好的效果，但是仍然存在一些问题，如如何处理重叠目标、如何提高速度和精度、如何适应不同尺度和形状的目标等。为了解决这些问题，一些新的技术被提出，如锚框自适应、特征金字塔、掩码生成、关键点检测等。

全景分割领域，已经开发出了基于语义分割和实例分割的方法，能够对图像中的所有物体进行统一理解，但是仍然存在一些问题，如如何处理遮挡和重叠、如何提高效率和鲁棒性、如何扩展到更多类别和场景等。为了解决这些问题，一些新的技术被提出，

如双分支网络、空间注意力模块、边界感知损失函数等。

视频目标分割方面，深度学习的方法已经能够对视频中的运动目标进行分割，但是还有一些挑战，比如如何应对快速运动、遮挡和形变、如何有效地利用时序信息、如何提升实时性和稳定性等。为了解决这些问题，一些新的技术被提出，如光流估计、循环神经网络、记忆模块、在线学习等。

医学图像分割方面，基于深度学习的方法虽然已经在医学影像上有了很大发展，但是依然存在一些问题，如如何处理数据不足和不平衡、如何处理噪声和低对比度、如何提高泛化能力和可解释性等。为了解决这些问题，一些新的技术被提出，如数据增强、半监督学习、生成对抗网络、注意力机制等。

信息化发展的提高，使得图像处理技术在人们的工作、生活中有了广泛的应用场景。在图像处理中，人们常常关注特定的区域^[6]，局部的区域，这就需把整个图像分成具有不同属性的区域，而图像分割技术可以很好地解决这一问题。图像分割在图像处理中是非常重要的一项技术，而在这些技术之中，阈值分割^[7]是一种计算简单、实用性较强的图像分割方法，在阈值的基础上，主要是利用了灰度阈值进行分割，而阈值分割的核心就是确定最佳的阈值^[8]。

1.3 本论文的主要工作

本文首先概述了图像分割的研究背景和现状，然后介绍了图像分割基础知识和图像分割方法的分类。接着，本文详细分析和仿真了阈值分割算法中的双峰法、Otsu 阈值选择法、分水岭法，并给出了相应的 MATLAB 程序源代码。

本文共分 4 章：

第 1 章简要介绍了本文图像分割所涉及到的背景知识、当前研究现状和结果。

第 2 章简要介绍了图像分割的基础。按图像特性的不同，把图像分割方法大致分成了直方图阈值分割、边缘检测和区域提取三类。

第 3 章详细介绍了基于图像直方图的阈值分割算法。图像分割的基础难题之一就是基于直方图阈值的分割，阈值的选取是一难点。阈值的选取对分割效果起决定性作用。本文对这三种阈值分割算法进行了探讨与仿真。

第 4 章做出了对主要三种阈值分割方法的比较与评价。

第 5 章总结了全文的工作并展望了该课题的研究前景。

2 图像分割基本理论

对于一幅图像，背景和对象有时容易区分，有时则不然。例如，指纹图像若不经过处理很难识别。所以一般经过图像处理才方便理解。如图 2.1 所示，首先对图像进行预处理，为下一步的分割打下基础，再对图像进行分割，将背景与对象区分开，从而实现图像的正确识别与理解。

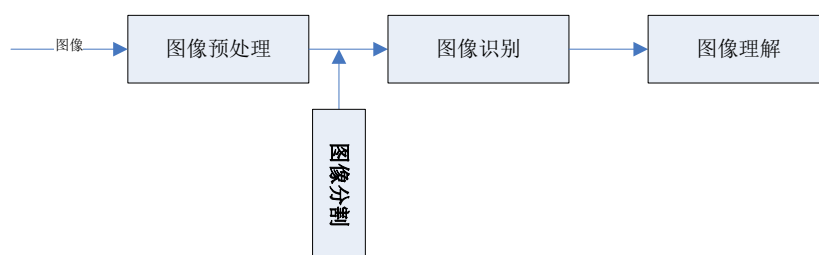


图 2.1 图像分割的作用

图像分割是计算机视觉的一个核心研究领域，它可以用于人脸识别、医学影像分析、目标检测等领域。图像分割的目的是将一幅图像分成若干个有意义且感兴趣的部分，这些部分可以是图像中的物体、纹理、背景等。图像分割的难点在于如何定义和度量图像中像素或区域之间的相似性和差异性，以及如何有效地找到图像中的边界和区域。

2.1 基于阈值的图像分割方法

阈值化分割法是一种基于图像灰度值的分割方法，它的原理是根据图像中不同区域的灰度值分布特征，选择一个或多个合适的阈值，将图像中的像素分为不同的类别，从而实现图像的分割。阈值化分割法是图像处理技术中的一个重要内容，它是最早出现并且广泛使用的图像分割方法。各区域内的灰度值是一致的，而邻近的区域则是灰度值不一致的，并且有边界。门限划分方法有单阈值和多阈值两种。在此基础上，提出了一种基于单阈值法的多阈值法，并将其作为多阈值法的一个特例。

单阈值方法是一种根据图像灰度直方图来分割图像的方法，它的基本思想是根据图像中不同区域的灰度值差异，选择一个合适的阈值，将图像中的像素划分为两类，比如高于阈值的像素为前景，低于阈值的像素为背景。单阈值方法适用于目标和背景有明显灰度级区别的图像，它的关键是如何有效地选择阈值。常用的单阈值选择方法有人工选择法、最大类间方差法（Otsu 法）、最小误差法、最大熵法等。

多阈值方法是一种根据图像灰度直方图来分割图像的方法，它的基本思想是根据图

像中不同区域的灰度值差异，选择多个合适的阈值，将图像中的像素划分为多类，比如根据不同的灰度区间将像素划分为前景、背景和边缘等。多阈值方法适用于图像中有多个目标需要提取的情况，它的关键是如何有效地选择多个阈值。常用的多阈值选择方法有人工选择法、最大类间方差法（Otsu 法）、聚类分析法、模糊集理论法等 [9]。

2.2 基于边缘的图像分割方法

边缘检测技术是一项非常重要的技术，其目的是识别出图像中具有显著亮度变化的点。图像属性中的显著变化通常反映了属性的重要事件和变化^[10]。基于边缘的图像分割是一种根据图像中不同区域之间的特征变化来划分图像的方法。它的基本思想是通过对图像进行滤波和梯度求解，找到图像中的边缘点，然后将这些边缘点连接起来，形成区域的界限。基于边缘的图像分割方法有很多种，常见的有一阶微分算子（如 Roberts、Prewitt、Sobel 等）和二阶微分算子（如 Laplace、LoG 等），以及一些高级算子（如 Canny、Marr-Hildreth 等）。基于边缘的图像分割方法的优点是能够突出图像中的真实界限，但是也有一些缺点，比如对噪声敏感，对滤波器和阈值选择敏感，容易产生断裂或过细的界限等。

图像的大多数信息都集中在图像的边缘上，这就是各种分割法对图像进行分割的基础。图像的边缘提取可以有效地去除与图像无关的信息，有效地降低图像的信息量，同时保持图像的结构特性。边界检测的方法有很多，主要有两种：一种是基于查找的，另一种是基于零跨越的。基于查找的方法该算法利用一阶微分求取一阶微分的极大值实现边界提取。以零跨越为基础的方法，是通过寻找图像二阶导数的零跨越来检测边缘，一般是 Laplacian 过零点，或者用非线性差分表示的过零点^[11]。经过多年来的研究，专家学者们发现了利用边缘来确定区域的方法，进而达到了物体识别、场景解析的目的。由于边界的定义各不相同，在实际工程中，边界、目标边界、区域边界等都有可能是边界，所以很难找到一个普适的边界检测算法。

2.3 基于区域的图像分割方法

区域分割的本质是把一些类似的象素，如色彩特性，灰度特性，结合在一起，构成一个最后的被分割区域。在此基础上，提出了一种基于区域的分割方法，即区域增长方法，聚类方法，分裂合并方法。

基于区域生长的图像分割是一种常用的图像分割方法，它的基本思想是将图像中具

有相似性质的像素集合起来，构成一个个分割区域。这种方法需要先选定一组初始种子点，它们可以是单个像素，也可以是一些小区域。然后根据一定的一致性准则，比如灰度值、颜色、纹理等，将与种子点相邻且满足准则的像素或区域合并到种子点所在的区域中。这个过程不断重复，直到没有新的像素或区域可以合并，或者达到预设的生长结束条件。这样就可以得到最终的分割结果，每个区域都有一个唯一的标记。这种方法可以有效地保持区域内部和区域之间的差异性，从而突出图像中的真实边界。但是这种方法也有一些缺点，比如对初始种子点和生长阈值的选择比较敏感，对噪声不够鲁棒，容易产生过分割或欠分割等问题^[12]。

2.4 本章小结

本章主要介绍了图像分割的基础知识，并通过具体应用对图像分割在图像处理中的作用和重要性进行了简要的阐述，之后对图像分割理论的常用方法进行了介绍。本文首先对图像分割方法进行了详细的分析，并对其进行了详细的分析。在此基础上，提出了一种新的图像分割方法，并对其进行了详细的分析。

3 基于直方图的阈值分割算法的设计与仿真

3.1 灰度直方图的介绍

灰度直方图是一种表示数字图像中各个灰度值的像素数量的图形，也叫做像素-灰度图，或者简称灰度直方图。直方图显示了一幅图像中每种灰度出现的频率，它是许多图像空间处理方法的基础。通过对直方图的处理，可以得到更好的效果。直方图的内在信息对图像的压缩与分割具有重要意义^[13]。

为了对灰度图进行阈值处理，我们通常先绘制直方图，然后利用一些阈值处理技术来选择最合适的阈值。这一步的目的是获取图像的信息，并将图像的像素分组，以决定下一步的最优阈值。下面来详细介绍几种用于阈值分割的图像直方图构建技术。下面来详细介绍几种用于阈值分割的图像直方图构建方法。设 $f(x, y)$ 表示在图像大小为 $Q \times R$ 的图像 $F = \{f(x, y) | x \in \{1, 2, \dots, Q\}, y \in \{1, 2, \dots, R\}\}$ 中坐标为 (x, y) 的点的像素灰度值。图像灰度范围变化为 0 到 $L-1$ 。如果用集合 Z 表示这 L 个灰度值，则 $Z = \{z_0 | z_0 \in [0, L-1]\}$ 。

3.1.1 一维直方图构建

一维(one-dimensional, 1D)直方图是最早和最简单的构建直方图的方法。直方图主要是统计灰度图像中的像素个数，每个像素对应一个灰度值。对于点 (x, y) 对应的 n_i 表示灰度级为 i 的像素数。图像中的像素总数 $Q \times R$ 为公式(2.1)所示：

$$Q \times R = n_0 + n_1 + n_2 + \dots + n_{L-1} \quad (3.1)$$

其中，每一种灰度级的像素总数占总像素的比例为 p_i ，即归一化的直方图具体表示如公式(3.2)所示：

$$p_i = \frac{n_i}{Q \times R} \quad (3.2)$$

特别注意，

$$\sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1, p_i \geq 0 \quad (3.3)$$

以 Lean 图像为例，最终创建的一维直方图如下图所示。

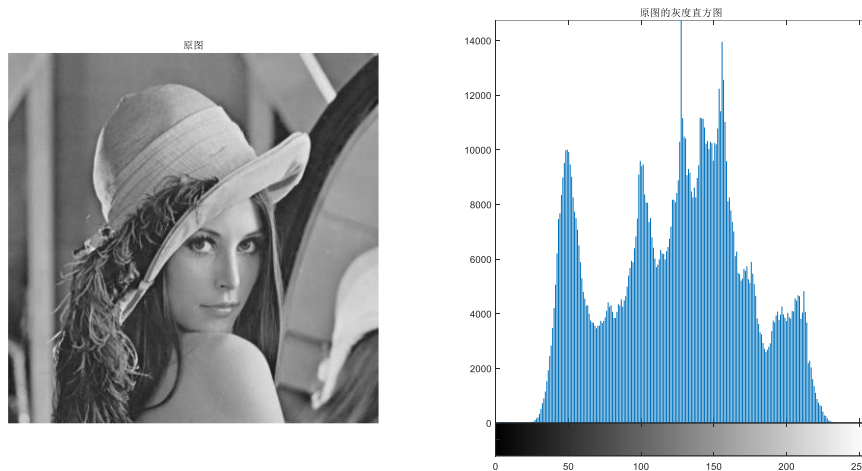


图 3.1 Lena 原图及一维直方图

3.1.2 均值邻域二维直方图构建

均值邻域二维(two-dimensional, 2D)直方图是在一维直方图的基础上增加了邻域均值所构建成的直方图;对于坐标 (x, y) 的像素点, 在该点的灰度值为 $f(x, y)$, 以该点为中心 $N \times N$ 为窗口邻域大小(其中 N 一般取奇数), 其邻域平均灰度级为 $g_{mean}(x, y)$, 具体的运算公式如下所示:

$$g_{mean}(x, y) = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(x+i, y+j), x \in [1, Q]; y \in [1, R] \quad (3.4)$$

均值邻域二维直方图 $H_{2d_mean}(k, m)$ 定义为图像中对 $(f(x, y) = k, g_{mean}(x, y) = m)$ 出现的概率:

$$H_{2d_mean}(k, m) = \text{Pr ob}(f(x, y) = k, g_{mean}(x, y) = m) = \frac{\text{Numberofbin}(f(x, y) = k, g_{mean}(x, y) = m)}{Q \times R} \quad (3.5)$$

其中, $k \in z, m \in z$ 。以 Lena 图像为例, 得到的结果见下图。

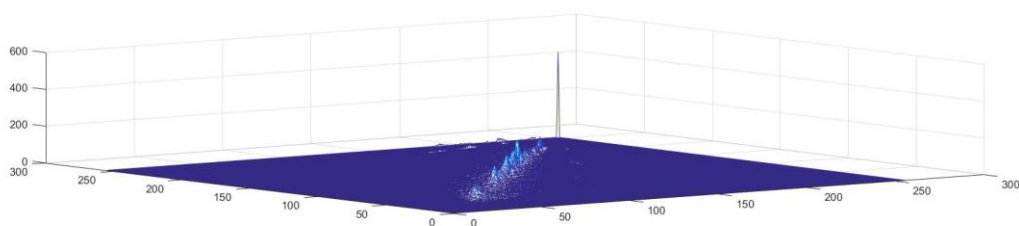


图 3.2 Lena 原图及中值邻域二维直方图

3.1.3 中值邻域二维直方图构建

中值邻域二维(two-dimensional, 2D)直方图是在一维直方图的基础上增加了邻域中值所构建成的直方图;对于坐标点 (x, y) 中像素点的灰度值 $f(x, y)$ 为集合 Z 中的一个值, 即 $f(x, y) \in Z$ 。定义坐标 (x, y) 的像素点, 以 $N \times N$ 为窗口邻域大小(其中 N 一般取奇数), 其邻域中值为 $g_{mid}(x, y)$, 具体的运算公式如下:

$$g_{mid}(x, y) = Med \left\{ \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(x+i, y+j) \right\}, x \in [1, Q]; y \in [1, R] \quad (3.6)$$

均值邻域二维直方图 $H_{2d_mid}(k, m)$ 定义为图像中对 $(f(x, y) = k, g_{mid}(x, y) = m)$ 出现的概率:

$$\begin{aligned} H_{2d_mid}(k, m) &= Prob(f(x, y) = k, g_{mid}(x, y) = m) \\ &= \frac{Numberofbin(f(x, y) = k, g_{mid}(x, y) = m)}{Q \times R} \end{aligned} \quad (3.7)$$

其中, $k \in Z, m \in Z$ 。以 Lena 图像为例, 得到的结果见下图。

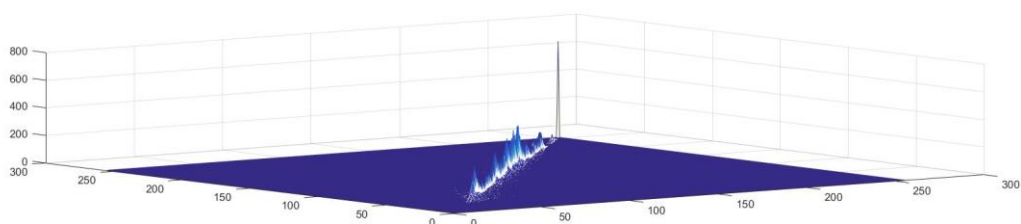


图 3.3 Lena 原图及中值邻域二维直方图

3.1.4 三维直方图构建

景晓军等人为了让直方图包含更多的图像信息，同时考虑了图像的邻域均值信息和图像的邻域中值信息，建立了三维(three-dimensional, 3D)直方图。具体的构建三维直方图的过程如下:对于以坐标点 (x, y) 为中心，大小为 $N \times N$ 的邻域灰度均值 $g_{mean}(x, y)$ 为:

$$g_{mean}(x, y) = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(x+i, y+j), x \in [1, Q]; y \in [1, R] \quad (3.8)$$

以点 (x, y) 为中心，大小为 $N \times N$ 的邻域灰度中值 $g_{mid}(x, y)$ 为:

$$g_{mid}(x, y) = Med \left\{ \sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} f(x+i, y+j) \right\}, x \in [1, Q]; y \in [1, R] \quad (3.9)$$

三维直方图 $H_{3d}(k, m, l)$ 定义为图像中对 $(f(x, y) = k, g_{mean}(x, y) = m, g_{mid}(x, y) = l)$ 出现的概率:

$$\begin{aligned} H_{3d}(k, m, l) &= Prob(f(x, y) = k, g_{mean}(x, y) = m, g_{mid}(x, y) = l) \\ &= \frac{Numberofbin(f(x, y) = k, g_{mean}(x, y) = m, g(x, y) = l)}{Q \times R} \end{aligned} \quad (3.10)$$

其中， $k \in Z$ ， $m \in Z$ ， $l \in Z$ 。创建的三维直方图如下图所示。

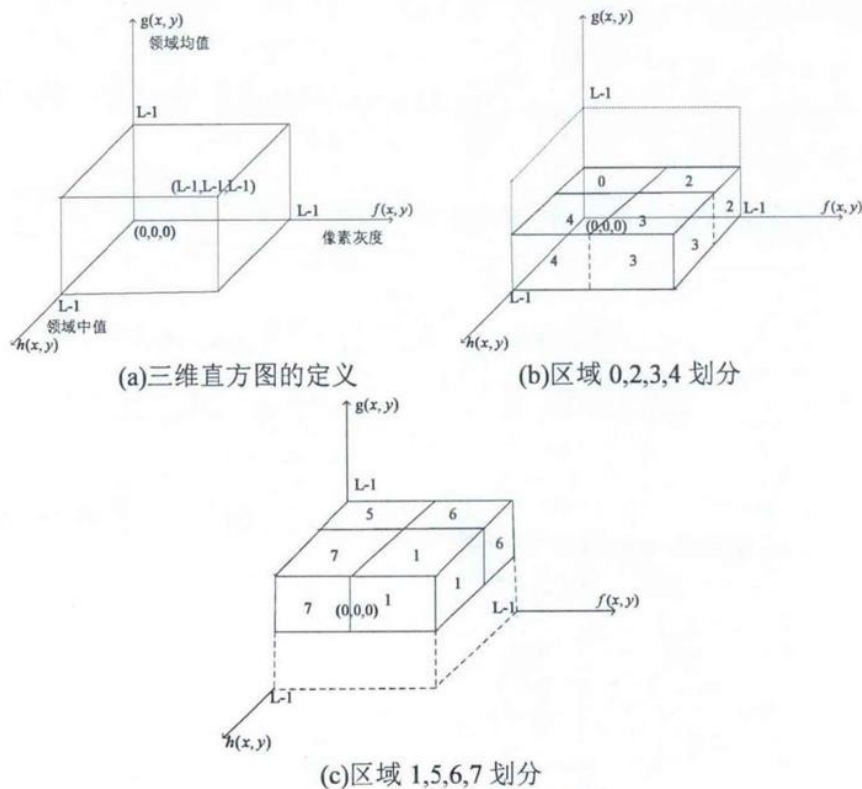


图 3.4 三维直方图

3.2 根据灰度直方图选择阈值

灰度阈值法是一种经典的图像分割方法，通过设置一个阈值，将像素点根据其灰度等级划分为不同的类别来实现。灰度图像到二进制图像的转换是最简单的阈值转换形式。灰度图像到二进制转换的基本概念和步骤如下：

根据具体的准则将一个灰度值 T 当作阈值，把大于 T 的像素值设置成 1，小于 T 的像素值设置成 0。设原图像为 $f(x, y)$ ，分割处理后的图像为 $g(x, y)$ ，阈值运算后的图像称为二值图像 $g(x, y)$ ，如下式所示：

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \geq T \\ 0 & f(x, y) < T \end{cases} \quad (3.11)$$

图像阈值化是一种非线性灰度级操作，即指定一个阈值。把大于阈值的像素值设置成 1，小于阈值的像素值设置成 0，变换函数的曲线如图 3.3 所示。

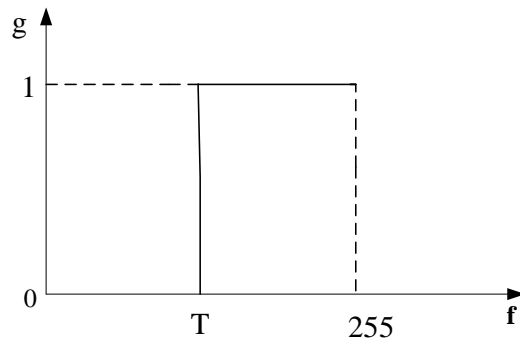


图 3.5 阈值变换曲线

(3.11) 式中阈值 T 的选择将会直接影响分割的效果。一般由直方图来确定，通过观察直方图的双峰，将双峰的谷底作为阈值 T 来进行分割^[14]。直方图如下图 3.4 所示。：

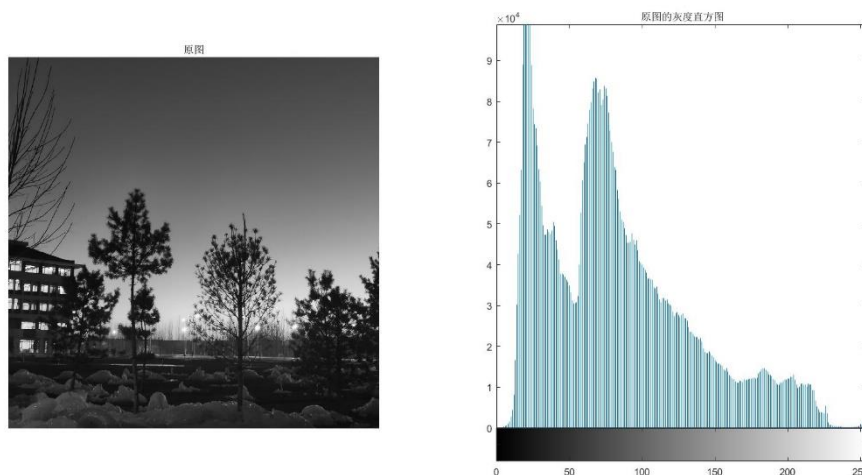


图 3.6 原图及其灰度直方图

显然，该图的灰度直方图具有十分明显的双峰特性。由直方图的双峰分布情况，可以很容易地确定阈值 $T=60$ 。

3.2.1 双峰法阈值分割

双峰法阈值分割法是一种基于图像直方图的分割方法。直方图可以看作是像素灰度颜色值的概率密度函数的近似值。如果图像只包含一个目标和一个背景，那么直方图所代表的像素灰度值概率密度函数实际上是对应于目标和背景的两个单顶点分布函数的和。图像二值化过程包括在直方图中找到峰值和谷值，并对图像进行分割或者用两级函数近似直方图。

若灰度图像的直方图，其灰度级范围为 $i=0,1,\dots,L-1$ ，当灰度级为 k 时的像素数为 n_k ，则一幅图像的总像素数 N 为：

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} n_i = n_0 + n_1 + \dots + n_{L-1} \quad (3.12)$$

灰度级 i 出现的概率为：

$$p_i = \frac{n_i}{N} = \frac{n_i}{n_0 + n_1 + \dots + n_{L-1}} \quad (3.13)$$

如果灰度图像比较简单，而且灰度中的物体分布比较均匀，那么背景和目标物体会在灰度图像的直方图上形成峰值，在两个峰值之间会形成一个谷底，所以对应于两个峰值之间谷底的灰度值是可以选择一个阈值来分离这两个区域。通过选择一个直方图阈值来分离目标与背景的方法被称为直方图阈值双峰法。如图 3.5 所示，在灰度级 t_1 和 t_2 两处有十分明显的波峰，而在 t 处是一个谷点。

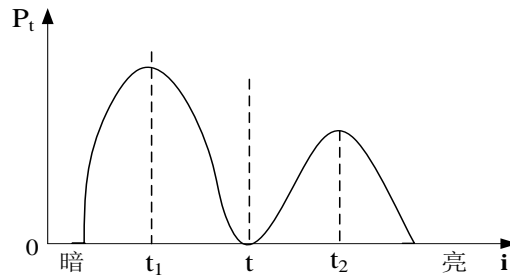
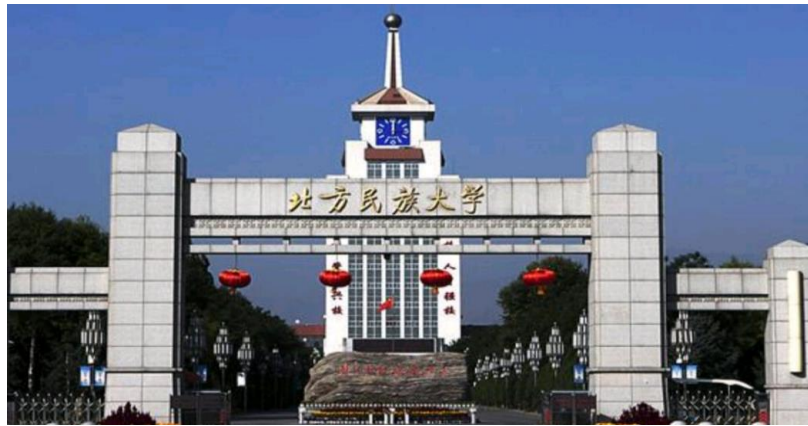


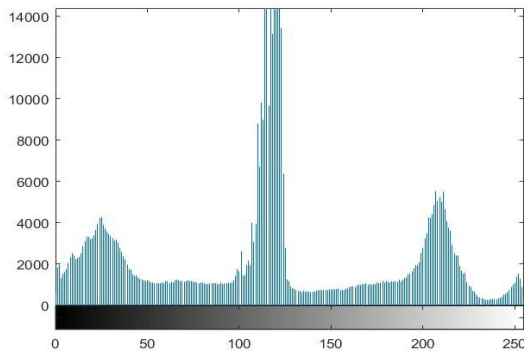
图 3.7 直方图的双峰与阈值

具体实现方法是先绘制图像 $f(x,y)$ 的灰度直方图，若我们可以从图像中看到目标与背景这两个区域的直方图是双峰的且有着显而易见的波谷，那么我们可以把波谷处的灰度值作为阈值 T 使用。然后对图像进行分割，就可以从图像中提取出想要得到的目标。此方法对目标和背景之间灰度差比较大的情况也比较有效。

直方图双峰法阈值分割后图像如下：



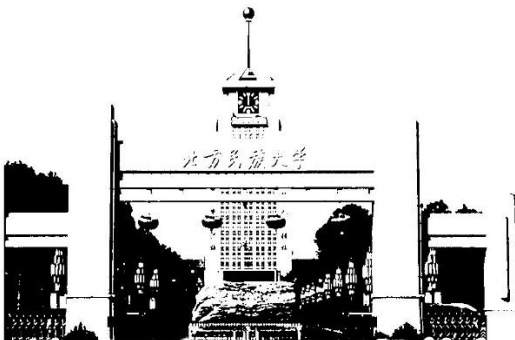
原图



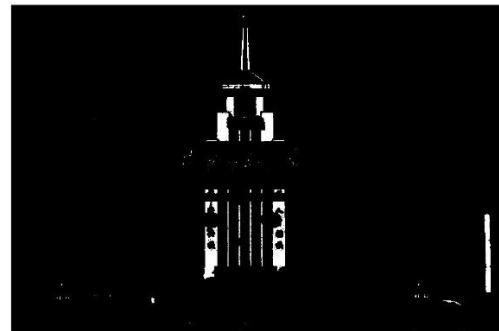
(a) 原图的灰度直方图



(b) $T=170$ 时阈值分割后的图像



(c) $T=80$ 时阈值分割后的图像



(d) $T=240$ 时阈值分割后的图像

图 3.8 不同阈值对阈值化结果的影响

图像阈值化处理结果分析：

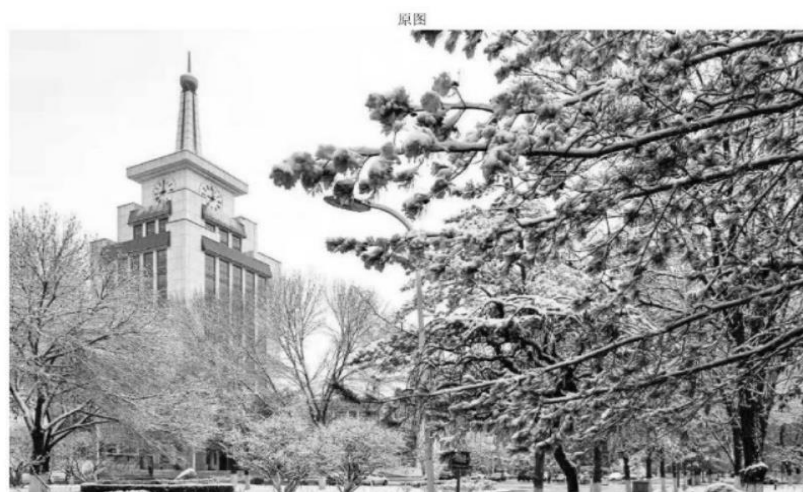
(1) 灰度阈值分割方法的关键在于选择一个合理的阈值。合理的阈值是根据图像的直方图分析来选择的。在图像阈值处理中，如果选择不同的阈值，处理结果会有很大差别。原始图像的直方图如图 3.8 (a) 所示。从直方图可以看出，直方图具备双峰特征：

图像中的树木分布在深灰色的层次上，形成一个峰值，而图像中的校门和主楼分布在浅灰色的层次上，形成另外两个峰值。从直方图中可以看出，峰谷点处的像素值可选为 170。然后，两个峰之间的谷底的灰度值可以作为图像阈值的阈值 T ，以成功地将目标与背景分开。换句话说，可以选择阈值为 170；经过阈值分割后的图像如图 3.8 (b) 所示，由此可见，分割效果非常理想。

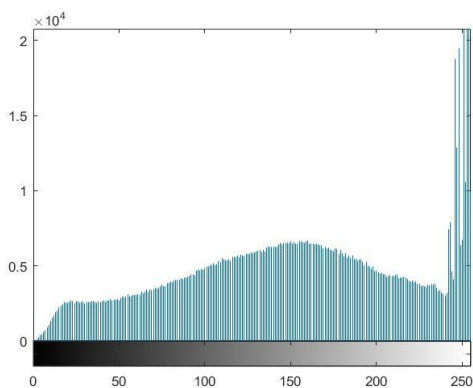
(2) 但是当我们阈值选取过大时，如图 3.8 (d) 图所示，选取阈值 $T=240$ 过大，那么会使其分割多余的部分；而如图 3.8 (c) 图所示选取 $T=80$ 时，阈值选取的过小，又导致结果丢失我们想要的部分。因此，阈值的选取十分重要。

因为双峰法简单，所以使用较多。但是，由于不同物体、不同环境时，灰度图像的直方图的特征会有很大不同。当波峰间的波谷平坦也就是双峰特性不明显时，从直方图很难直接找出分割阈值，就需要使用其他方法。

下图展示了双峰特性的不明显：



原始图像



(a) 原图的灰度直方图



(b) T=60 时阈值分割后的图像



(c) T=110 时阈值分割后的图像



(d) T=230 时阈值分割后的图像

图 3.9 阈值分割后的图片

分割后通过对比可以看出，效果并不明显，因为前景和背景灰度等级接近，所以较难进行分割，使分割效果大打折扣。

如果目标图像的目标和背景的灰度差异较小，即灰度直方图的双峰性质不明显，那么我们无法直接确定合适的阈值。这时我们就需要选择其他方法来进行阈值的确定。

一般来说，双峰特性明显的图像才使用双峰法，而双峰特征不明显的图像，很难确定阈值和确定分割效果。

3.2.2 Otsu 阈值选择法图像分割

Otsu 算法分割算法^[15]是一种图像分割的方法，它把图像分成两部分，一部分是背景，另一部分是目标。它先计算背景和目标的平均灰度，然后计算它们之间的差异，这个差异叫做类间方差。它尝试不同的阈值，找到使类间方差最大的那个阈值，这个阈值就是最佳的分割点。许多早期的分割算法采用一维灰度直方图进行阈值选择，其中适用于实时处理的著名的大津方法被广泛使用，在信噪比高时使用效果很好。反之则分割精度较

差，因此产生了二维 Otsu 阈值法，它考虑了像素灰度信息和邻域空间信息，构建了两类相关的二维直方图 [16]。

二维 Otsu 算法在类间方差达到最大时使用效果是最好。这意味着，对于给定的灰度值，最佳阈值就是最佳的类间分离阈值。此外，只需要计算图像直方图是他的另一重要特性，因为直方图作为一维数组，很容易得到。

Otsu 可以这样理解：将 N 作为目标图像的像素，它的灰度范围为设置为 $[0, L-1]$ ，设 n_i 是对应灰度级 i 的像素，则概率为：

$$p_i = n_i / N, i=0,1,2,\dots,L-1 \quad (3.14)$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (3.15)$$

C_0 和 C_1 是由阈值 T 分成的两类灰度值， C_0 的灰度值属于 $[0, T]$ ， C_1 的灰度值属于 $[T+1, L-1]$ ，整幅图像灰度分布几率的均值为：

$$u_T = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i \quad (3.16)$$

C_0 和 C_1 的均值为：

$$u_0 = \sum_{i=0}^T ip_i / \omega_0 \quad (3.17)$$

$$u_1 = \sum_{i=T+1}^{L-1} ip_i / \omega_1 \quad (3.18)$$

其中：

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^T p_i, \quad \omega_1 = \sum_{i=T+1}^{L-1} p_i = 1 - \omega_0$$

由上式可得：

$$\mu_T = \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 \quad (3.19)$$

类间方差为：

$$\begin{aligned}
\sigma_B^2 &= \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \\
&= \omega_0(\mu_0^2 + \mu_T^2) + \mu_T^2(\omega_0 + \omega_1) - 2(\omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1)\mu_T \\
&= \omega_0\mu_0^2 + \omega_1\mu_1^2 - \mu_T^2 \\
&= \omega_0\mu_0^2 + \omega_1\mu_1^2 - (\omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1)^2 \\
&= \omega_0\mu_0^2(1 - \omega_0) + \omega_1\mu_1^2(1 - \omega_1) - 2\omega_0\omega_1\mu_0\mu_1 \\
&= \omega_0\omega_1(\mu_0 - \mu_1)^2
\end{aligned} \tag{3.20}$$

使 T 在[0, L-1]依次取值计算，从而找到 σ_B^2 最大的值 T 值，这个最大值就是 Otsu 法的最佳阈值。

Otsu 阈值选择法如下例所示：

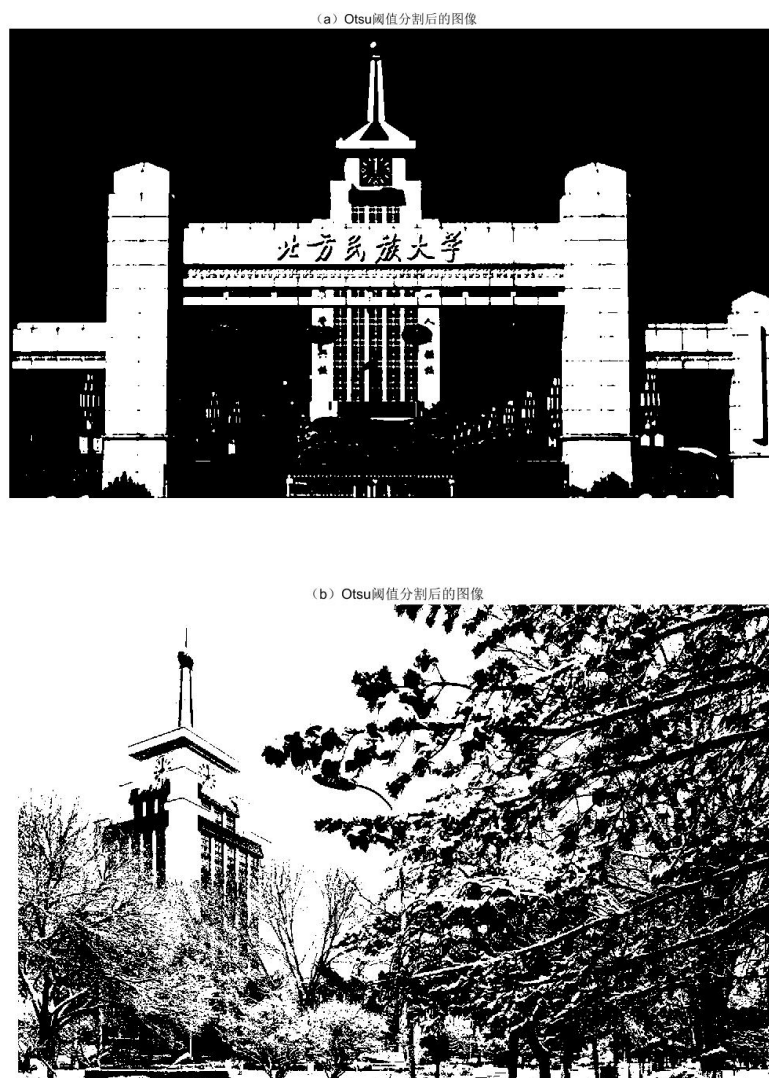


图 3.10 Otsu 阈值分割后的图像

其中：北民大图像中 T=146，雪景图像中 T=157。

从图 3.10 中可以看出，两幅图像分割后得到的阈值分别为 146 和 157。得到的结果清晰度很高，效果比较好。因 Otsu 法处理速度快也被作为常用方法之一。

3.2.3 分水岭阈值法图像分割

分水岭算法通过模仿地理结构（如山峰、山谷、盆地等）来实现对不同目标的分类，这种图像分割算法基于对地理形态的分析。原理上就是把灰度图像看作是地形表面，灰度值越高的区域看作是山峰，灰度值越低的区域看作是山谷。然后向每个山谷中灌注不同颜色的水，随着水位的不断升高，不同山谷的水就会汇聚到一起。为了防止不同山谷的水交汇，需要在水流可能汇合的地方构建堤坝。最后这些堤坝就把图像进行了分区^[7]。

我们可以用 $g(x, y)$ 来表述图像，令 $\{M_1, M_2, \dots, M_n\}$ 表示局部最小值点的集合。 $C(M_i)$ 是其中一个点的坐标集合，这些点都在与 M_i 相联系的汇水盆地内。 $g(x, y)$ 的最小值和最大值分别用符号 \min 和 \max 来表示。最后令 $T[n]$ 表示坐标 (s, t) 的集合，其中 $g(s, t) < n$ ，即：

$$T[n] = \{(s, t) \mid g(s, t) < n\} \quad (3.21)$$

在几何上看，图像中的山峰会被水位从 $n = \min + 1$ 到 $n = \max + 1$ 不断增加而淹没。算法要知道在水漫过的每个阶段水位下点的数量，也就是该灰度值下的像素值数量^[8]。我们假设一个平面，使 $T(n)$ 中的坐标全部处在 $g(x, y) = n$ 之下，并且将其标记为黑色，剩余坐标标记为白色。随后，当水位增加时，我们可以从上方观察 x, y 平面，这时我们会看到一副二值图像^[9]。在图像中，函数中低于平面 $g(x, y) = n$ 的点为黑色点。

设 $C_n(M_i)$ 为汇水盆地中点的坐标集合。它与第 n 阶段被淹没的最小值有关。根据前面的讨论，我们可以将 $C_n(M_i)$ 被看作下式得到的二值图像：

$$C_n(M_i) = C(M_i) \cap T[n] \quad (3.22)$$

换言之，如果 $(x, y) \in C_i(M_i)$ 且 $(x, y) \in T[n]$ ，则在位置 (x, y) 有 $C_n(M_i) = 1$ ，否则 $C_n(M_i) = 0$ ，在几何上很容易解释。

下面令 $C[n]$ 为在第 n 个阶段盆地被水淹没的集合：

$$C[n] = \bigcup_{i=1}^R C_n(M_i) \quad (3.23)$$

然后令 $C[\max+1]$ 为所有盆地的集合：

$$C[\max+1] = \bigcup_{i=1}^R C_n(M_i) \quad (3.24)$$

在算法执行期间， $C_n(M_i)$ 和 $T[n]$ 中的元素不会被替换，且这两个集合中的元素数量与 n 同步增长。因此， $C[n-1]$ 是 $T[n]$ 的子集。由此可得一个重要结论： $C[n-1]$ 中的每个连通分量都恰好对应 $T[n]$ 的一个连通分量^[20]。

在找寻分水线时，我们首先设定 $C[\min+1]=T[\min+1]$ 。然后，算法进入递归调用，假设在第 n 步时，我们已经构造了 $C[n-1]$ ，那么根据 $C[n-1]$ 求得 $C[n]$ 的过程如下：设 Q 为代表 $T[n]$ 中连通分量的集合。对于每个连通分量 $q \in Q[n]$ ，有下列 3 种可能性：

- (1) $q \cap C[n-1]$ 为空。
- (2) $q \cap C[n-1]$ 包含 $C[n-1]$ 中的一个连通分量。
- (3) $q \cap C[n-1]$ 包含 $C[n-1]$ 中的多于一个的连通分量。

当遇到一个新的最小值符合条件（1）时，那么 q 将成为 $C[n]$ 的一部分。当 q 处于局部最小值构成的汇水盆地中且符合条件（2）时，此时 q 将成为 $C[n]$ 的一部分。当处于多个汇水盆地的山脊线时，符合条件（3）时，接下来不同高度山谷间的水会汇合在一起。因此，必须建立一座堤坝防止不同水位的水汇合。

（1）不准确标记符的分水岭分割

不基于标记符的分水岭算法是直接对图像进行分水岭变换，没有任何人工干预或先验知识。这种方法的缺点是容易产生过分割现象，其原因是由于图像中往往会有噪声和一些细节产生的局部最小值，常常会导致过度分割。分水岭算法对图像的变化非常敏感在这种情况下会产生过多分割区域，导致分割效果很差^[21]。

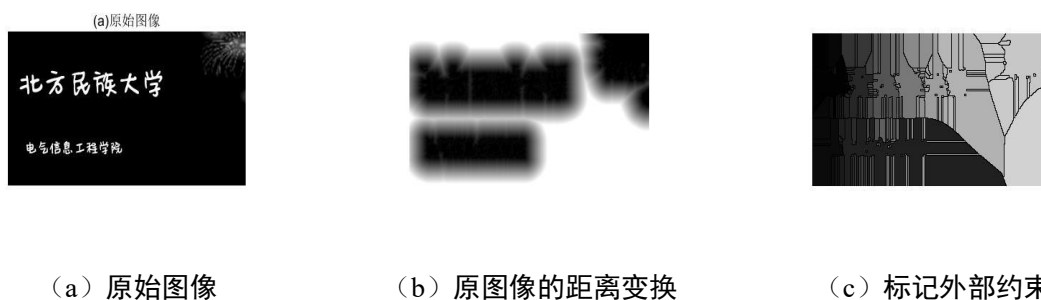


图 3.11 不准确标记分水岭算法导致过分割

如图 3.11(b)所示，分水岭算法的分水岭与目标边缘相吻合，但是由于局部最小值太多导致了过度分割，如图 3.11(c)所示，分水岭算法将这些局部最小值也进行了分割，如图 3.11 (d) 所示。因此一般不采用这种方法。

(2) 准确标记符的分水岭分割

基于标记符的分水岭算法是在不基于标记符的分水岭算法的基础上，加入了一些人工或自动提供的标记符，也就是一些确定属于前景或背景的像素点。这些标记符可以用来指导分水岭变换的过程，避免过度分割。我们可以计算一个分割函数，比如梯度值或者灰度值，然后计算前景标记和背景标记来确定属于物体内部的点和不属于物体内部的点，最后进行分水岭变换得到最终结果。下例说明了这一概念：



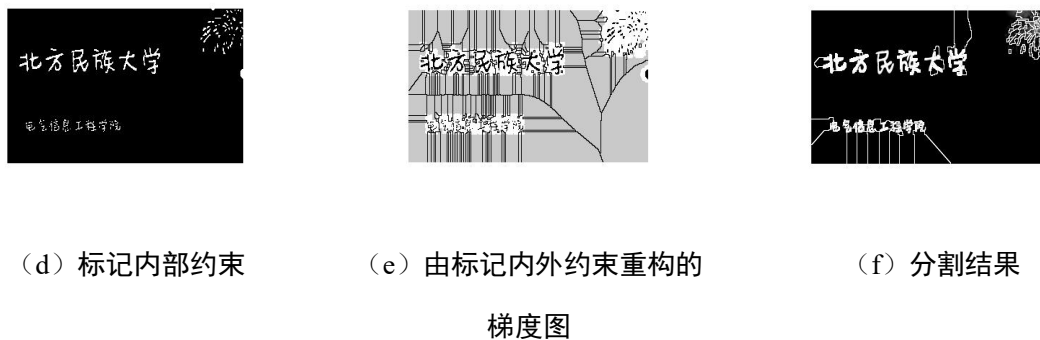


图 3.12 准确标记的分水岭算法分割过程

从图 3.12 中可以看出，修改后的分水岭阈值法克服了高度冗余的的分割现象，产生了更好的的分割效果，如图 3.12 (f) 所示。

总的来说，分水岭阈值选择算法非常适用于轮廓十分清晰的图像，易于使用、性能优异、具有更好的物体轮廓提取和准确的物体边界提取等优点^[22]。然而，分水岭算法存在很多缺点：(1) 这种算法极易受到图像噪声的影响。在输入梯度图时，原图的噪声会降低图像梯度，易对分割轮廓的偏移造成影响。(2) 容易造成过度分割。噪声、量化错误和纹理细节在这一区域产生了许多局部最小值，随后的分割会产生许多小区域。(3) 在低对比度图像中，容易丢失重要的轮廓。在这种情况下，因为区域边缘像素的梯度值也很低，重要物体的轮廓很可能被丢失。

3.3 本章小结

这一章节是本文的重点。它首先讲述了直方图及其在图像分割中的应用，然后详细阐述了各种阈值分割算法，并通过 MATLAB 程序模拟，展示了阈值分割方法的效果。

4 各种算法的比较与评价

现存的各种阈值分割算法多依赖于使用者的主观感受。下面是使用双峰法、Otsu 法和分水岭阈值分割法对同一幅图像进行阈值分割的结果：

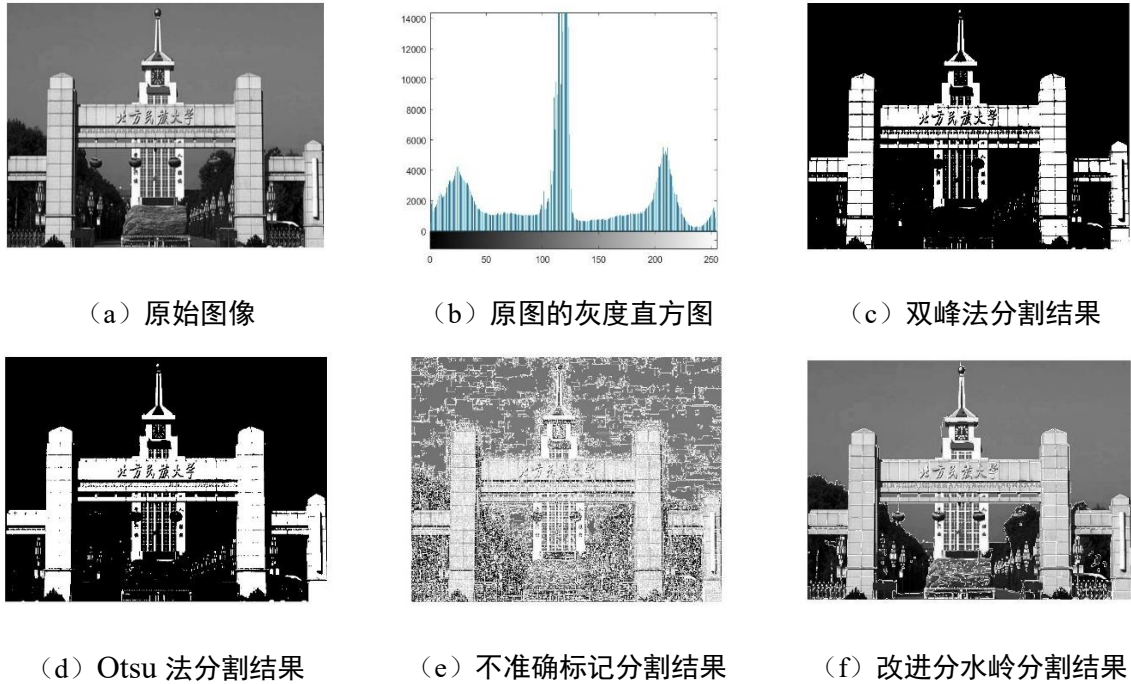
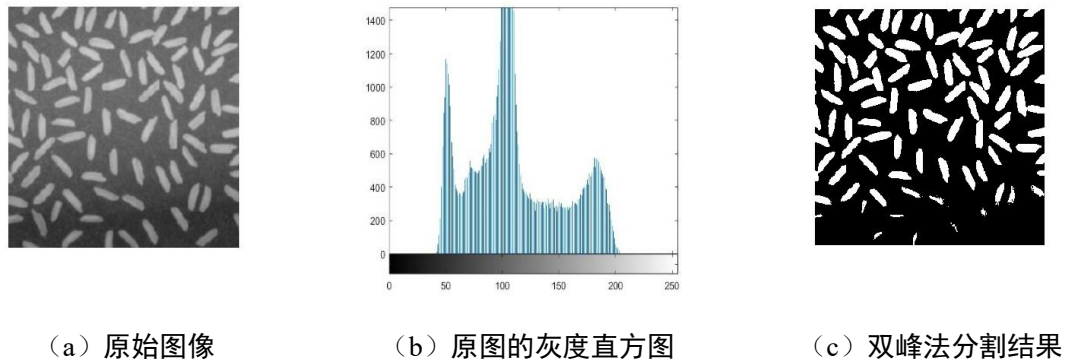


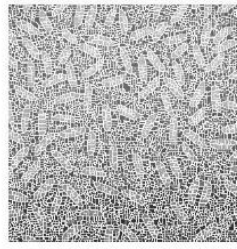
图 4.1 各种阈值分割法比较图

如图 4.1 所示，我们使用不同算法得到了不同的分割结果。从主观上看，比如分割后图像的清晰度，Otsu 阈值方法在该分割结果上表现更佳。由于所选图像的轮廓不够清晰，从而导致使用分水岭算法得到的分割结果不是很理想。但是分水岭算法将对轮廓清晰的图像分割效果较好，如下图所示：

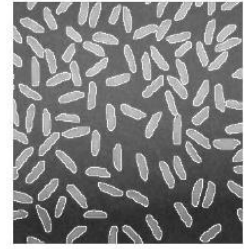




(d) Otsu 法分割结果



(e) 不准确标记分割结果



(f) 改进分水岭分割结果

图 4.2 各种阈值分割法比较图

从图 4.2 可以看出，对于边缘清晰的图像，改进的阈值分水岭分割算法在这三种算法中表现最佳，而双峰法和 Otsu 法的分割效果并不理想。这说明对于边缘清晰的图像，改进的分水岭分割方法更为合适。

到目前为止，还没有一个完美的分割方法或方法能够以理想的精度分割任何类型的图像。真实的图像景观是不同的，因此有必要分析具体问题，根据实际情况选择合适的分割方法。我们需要根据实际需求来评判一幅图像的分割好坏，并不存在统一的标准。

5 总结与展望

5.1 工作总结

本文首先对图像分割的研究背景和当前研究现状做了简要介绍，然后讲述了图像分割的相关基础知识和基本方法分类。最后主要对双峰法阈值分割算法、分水岭阈值分割算法和 Otsu 阈值选择分割算法进行了详细的探讨，并对这三种算法进行了 MATLAB 仿真，经过比较后得出结论。同时给出了相应的 MATLAB 程序源代码。

本文共分 4 章：

第 1 章简要介绍了本文图像分割所涉及到的背景知识和当前研究现状。

第 2 章简要介绍了图像分割的基础。按图像特性的不同，把图像分割方法大致分成了直方图阈值分割、边缘检测和区域提取三类。

第 3 章详细介绍了基于图像直方图的阈值分割算法。图像分割的基础难题之一就是阈值的选取。阈值的选取十分重要，直接影响着分割的效果。本文对这三种阈值分割算法进行了探讨与仿真。

第 4 章做出了对主要三种阈值分割方法的比较与评价。

第 5 章总结了全文的工作并展望了该课题的研究前景。

在完成这篇论文的过程中，我收获了很多宝贵的经验和知识，使我对图像分割有了更深的理解。我非常感谢我的指导老师，他给予了我无私的帮助和指导，让我能够顺利完成这项工作。在今后的学习和研究中，我将继续努力，不断提高自己，为科学研究做出更多的贡献。

5.2 工作展望

即使人们在图像分割领域已经作了大量研究，但是缺乏统一的衡量标准，主观感受是一大考量标准，针对具体案例要具体分析。此外，如何选择适合给定实际图像的分割算法也没有确定的标准。因此，以下问题需要进一步探讨：

例如，由于缺乏通用的分割理论，现有的分割算法大多针对具体问题，并不存在一种通用方法适用于所有图像。这意味着对于不同类型的图像，可能需要使用不同的分割算法。此外，也没有具体的标准来确定分割算法的选择。

研究者们尝试过根据模型进行分割，但并不太成功。这可能是因为图像分割是一个

复杂的问题，涉及到许多因素，如图像内容、背景、光照条件等。因此，建立一个通用的、能够适应各种情况的分割模型是一项具有挑战性的任务。

总之，图像分割领域仍然有许多问题需要进一步研究。这些问题包括如何建立通用的分割理论、如何选择适合给定实际图像的分割算法、如何建立能够适应各种情况的分割模型等。

致谢

在本论文的完成过程中，我得到了许多人的帮助和支持，特别是我的指导老师马老师，他对我的学术研究提供了专业的指导和建议，让我有了更深的认识和理解。他也在我遇到困难和挫折的时候给予了我关心和鼓励，让我有了更多的信心和动力。马老师严谨的治学态度、广博的知识、独到的见解和耐心的教导都让我受益匪浅，在此向马老师表示衷心的感谢。

还要感谢我的同学们，论文写作过程中他们在资料搜集、实验设计、数据分析等方面给予了我很多协助和意见，也在论文写作过程中与我进行了积极的交流和讨论，使我能够克服困难，完善论文。感谢他们在学习和生活中与我分享了快乐和苦恼，给我带来了友谊和温暖。

最后，感谢我的家人对我的无私的爱和支持，他们是最温暖的港湾。他们在我遇到困难时给予我鼓励和信心，在我取得成绩时分享我的喜悦。他们为我的学习和生活提供了良好的条件和环境，让我无后顾之忧地追求我的理想。他们对我的期望和信任是我不断进步的动力，他们对我的关怀和牵挂是我永远的温馨。

参考文献

- [1] 张冬生. 基于阈值的图像分割算法研究[D].东北石油大学,2011.
- [2] Guo Yonghui,Li Yuntao,Zhang Yu,Zhou Zheshuai. Research on Image Segmentation Algorithm Based on Component Tree[J]. Journal of Physics: Conference Series,2021,1813(1).
- [3] Wu Yinting. Research on image segmentation algorithm based on fuzzy clustering[P]. Huizhou Economics and Polytechnic College (China),2022.
- [4] Deeparani M,Kalamani M,Krishnamoorthi M.. A Survey on Ultrasound Image Segmentation Algorithm for Detection of Female Pelvic Masses[J]. International Journal of Recent
- [5] 黄鹏,郑淇,梁超.图像分割方法综述[J].武汉大学学报(理学版),2020,66(06):519-531.
- [6] 殷文俊,张新伟,易克传.基于 OTSU 遗传算法的核桃表面裂纹检测[J].信阳农林学院学报,2020,30(04):117-120.
- [7] 王艳,祁萌.基于遗传算法和阈值分割的夜间苹果识别方法[J].机械设计与研究,2020,36(03):220-225+233.
- [8] 李茂民,邹臣嵩.基于改进遗传算法的阈值图像分割方法[J].软件工程,2022,25(01):37-40.
- [9] 秦明. 图像分割技术研究[D].吉林大学,2010.
- [10] 方玺,张一凡.基于边缘检测算法的混凝土裂纹识别研究[J].混凝土,2014(02):37-41.
- [11] 代青. 基于图像的水表读数智能识别应用研究[D].武汉理工大学,2009.
- [12] 徐蔚波,刘颖,章浩伟.基于区域生长的图像分割研究进展[J].北京生物医学工程,2017,36(03):317-322.
- [13] 符增. 基于图像直方图构建及确定阈值的分割方法研究[D].昆明理工大学,2016.
- [14] 杨金龙. 图像分割算法研究与实现[D].西北师范大学,2009.
- [15] 罗钧,刘建强,庞亚男.基于邻域搜索 JADE 的二维 Otsu 多阈值图像分割[J].系统工程与电子技术,2020,42(10):2164-2171.
- [16] 江禹生,宋香丽,任晶晶.基于遗传算法的二维 Otsu 算法改进[J].计算机应用研究,2010,27(03):1189-1191.
- [17] 赵梦琦. 基于分水岭算法的图像分割算法研究[D].西安邮电大学,2020.
- [18] 王国权,周小红,蔚立磊.基于分水岭算法的图像分割方法研究[J].计算机仿真,2009,26(05):255-258.
- [19] 黄娜. 形态学分水岭和 Fisher 线性判别的图像分割算法研究[D].燕山大学,2009.
- [20] Huo Wenjun,Chu Peng,Wang Kai,Fu Liangting,Niu Zhigang,Zhao Jianhua. Weak Transient Electromagnetic Radiation Signal Detection Method Considering the New Watershed Image Segmentation Algorithm[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2019,34(03).
- [21] Ma Jiangfeng,Bai Hang,Feng Jiwei,Fan Hongzhi. Image segmentation algorithm based on wavelet transformation and watershed[J]. Unit 63981 of PLA (China);College of Optical Sciences, The Univ. of Arizona (United States);Nanyang Technological Univ. (Singapore),2016,10033.
- [22] Technology and Engineering (IJRTE),2018,7(4s).

附录

%直方图程序:

```
clear
```

```
I=imread('lena.tif');%读取图像
```

```
subplot(121)
```

```
I=rgb2gray(I);
```

```
imshow(I);%显示图像
```

```
title('原图');
```

```
subplot(122)
```

```
imhist(I);%绘制图像的灰度直方图
```

```
title('原图的灰度直方图');
```

%均值邻域二维直方图程序

```
clear all;
```

```
close all;
```

```
clc;
```

```
img = imread('lena.jpg');
```

```
subplot(211)
```

```
imshow(img)
```

```
if size(img, 3) == 3
```

```
    img = rgb2gray(img);
```

```
end
```

```
[m, n] = size(img);
```

```
r = 1; % 邻域半径
```

```
imgn = zeros(m + 2 * r + 1, n + 2 * r + 1);
```

```
imgn(r + 1:m + r, r + 1:n + r) = img;
```

```

imgn(1:r, r + 1:n + r) = img(1:r, 1:n); % 扩展上边界
imgn(1:m + r, n + r + 1:n + 2 * r + 1) = imgn(1:m + r, n:n + r); % 扩展右边界
imgn(m + r + 1:m + 2 * r + 1, r + 1:n + 2 * r + 1) = imgn(m:m + r, r + 1:n+2*r+1); % 扩展下
边界
imgn(1:m+2*r+1,1:r)=imgn(1:m+2*r+1,r+1:2*r); % 扩展左边界

subplot(212)
Hist = zeros(256,256);
for i = (r+1):(r+m)
    for j = (r+1):(r+n)
        pix1 = uint8(imgn(i,j));
        pix2 = uint8(mean(mean(imgn(i-r:i+r,j-r:j+r))));
        Hist(pix1+1,pix2+1) = Hist(pix1+1,pix2+1)+1;
    end
end
end
mesh(double(Hist))

%中值邻域二维直方图程序
clear all;
close all;
clc;

img = imread('lena.jpg');
subplot(211)
imshow(img)
if size(img, 3) == 3
    img = rgb2gray(img);
end
[m, n] = size(img);

```

```

r = 1; % 邻域半径

imgn = zeros(m + 2 * r + 1, n + 2 * r + 1);
imgn(r + 1:m + r, r + 1:n + r) = img;

imgn(1:r, r + 1:n + r) = img(1:r, 1:n); % 扩展上边界
imgn(1:m + r, n + r + 1:n + 2 * r + 1) = imgn(1:m + r, n:n + r); % 扩展右边界
imgn(m + r + 1:m + 2 * r + 1, r + 1:n + 2 * r + 1) = imgn(m:m + r, r + 1:n + 2 * r + 1); % 扩展
下边界
imgn(1:m + 2 * r + 1, 1:r) = imgn(1:m + 2 * r + 1, r+1:2*r); % 扩展左边界

subplot(212)
Hist = zeros(256,256);
for i = (r+1):(r+m)
    for j = (r+1):(r+n)
        pix1 = uint8(imgn(i,j));
        pix2 = uint8(median(median(imgn(i-r:i+r,j-r:j+r))));
        Hist(pix1+1,pix2+1) = Hist(pix1+1,pix2+1)+1;
    end
end
end
mesh(double(Hist))

%双峰法程序 1:
clear
I=imread('beiminda.jpg');%读取图像
figure(1)
imshow(I);%显示图像
I=rgb2gray(I);
title('原图');

```

```
figure(2)
subplot(221)
imhist(I);%绘制图像的灰度直方图
title(' (a) 原图的灰度直方图');
I3=im2bw(I,170/255);
subplot(222)
imshow(I3);
title(' (b) T=170 时阈值分割后的图像');
I4=im2bw(I,80/255);
subplot(223)
imshow(I4);
title(' (c) T=80 时阈值分割后的图像');
I5=im2bw(I,240/255);
subplot(224)
imshow(I5);
title(' (d) T=240 时阈值分割后的图像');
```

```
%双峰法程序 2
```

```
clear
```

```
I=imread('雪景.jpg');%读取图像
```

```
I=rgb2gray(I);
```

```
figure(1)
```

```
imshow(I);%显示图像
```

```
title('原图');
```

```
figure(2)
```

```
subplot(221)
```

```
imhist(I);%绘制图像的灰度直方图
```

```
title(' (a) 原图的灰度直方图');
```

```
I3=im2bw(I,60/255);
```

```

subplot(222)
imshow(I3);
title(' (b) T=60 时阈值分割后的图像');
I4=im2bw(I,110/255);
subplot(223)
imshow(I4);
title(' (c) T=110 时阈值分割后的图像');
I5=im2bw(I,230/255);
subplot(224)
imshow(I5);
title(' (d) T=230 时阈值分割后的图像');

%Otsu 法
clc,clear,close all
k=8;%k 表示无符号整型数的位数
L=2^k;
in=imread('雪景.jpg');
in=rgb2gray(in);
figure;
imhist(in);
title('原图直方图')
[m,n]=size(in);
num=zeros(1,256); % num 是每个灰度级对应的像素个数
p=zeros(1,256); % p 是每个灰度级出现的概率
%p=zeros(1,256); % q 是每个灰度级出现的概率的累积分布函数
for i=1:m
    for j=1:n
        num(1,in(i,j)+1)=num(1,in(i,j)+1)+1;% 统计个数
    end
end

```

```

end
p=num./(m*n);% 求概率
ut=0;%ut 是整幅图像的均值
for i=1:L
    ut=ut+(i-1)*p(i);
end
for t=0:L-1
    w0=0;
    w1=0;
    for i=1:t
        w0=w0+p(i);
    end
    w1=1-w0;
    u0=0;
    for i=1:t
        if w0>0
            u0=u0+i*p(i)/w0;
        else
            u0=u0+0;
        end
    end
    u1=0;
    for i=(t+1):L
        if w1>0
            u1=u1+i*p(i)/w1;
        else
            u1=u1+0;
        end
    end
end
end

```

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/038136076020006065>