Y1525235

分类号:P23

10710-20051075



长安大学

硕士学位论文

基于航空 LIDAR 点云数据的建筑物提取研究

徐花芝

导师姓名职称	隋立春　教授		
申请学位级别	硕士	学科专业名称	摄影测量与遥感
论文提交日期	2008 年 4 月 20 日	论文答辩日期	2008 年 5 月 23 日
学位授予单位	长安大学		
答辩委员会主席	张勤　教授		
学位论文评阅人	谢露蓉 高工	惠文华 副教授	

摘 要

随着三维地理信息以及虚拟现实应用的深入，传统的测量方法（如：工程测量，摄影测量等）由于其在工作效率以及数据精度等方面存在某些不足而使得其在某些领域的使用受到一定的限制。航空 LIDAR(Light Detect And Ranging)是一种正在逐步广泛使用的新型测量系统，它利用激光光束扫描来探测目标和测定距离，能够直接快速地获得高精度的城区数字表面模型（DSM）。该技术的出现为实现城市地区建筑物的快速提取提供了一种新的途径。

本文以航空 LIDAR 点云数据为基础，研究了城市地区建筑物的提取。研究思路是首先将不规则的离散 LIDAR 点云数据进行规则格网重采样，得到数字表面模型（DSM），并按照高程进行灰度量化生成 DSM 深度影像。然后利用图像处理技术对 DSM 深度影像进行预处理，即对 DSM 深度影像进行直方图阈值分割，将 DSM 深度影像中的地面部分去除掉，接着运用标号法面积测量去除小面积目标，滤除干扰信息，得到独立的建筑物区域。最后是城市地区建筑物的提取，采取的方案是先运用 Canny 边缘检测算子检测建筑物的边缘，再利用改进的 Hough 变换算法进行后处理，即充分利用 Hough 变换的参数空间数据，检测矩形建筑物中两平行直线段的端点坐标，再根据矩形建筑物边缘的垂直、平行关系，计算得到矩形建筑物的四个角点坐标，来完成矩形建筑物边缘的规格化，就实现了 DSM 深度影像中矩形建筑物的提取。

总之，本文以航空 LIDAR 点云数据为基础，在无其他辅助数据的情况下，采用数字图像处理技术，实现了基于航空 LIDAR 点云数据提取城市地区建筑物的目标。

关键词：LIDAR 点云数据，DSM 深度影像，影像预处理，Hough 变换，建筑物提取

Abstract

With the deeply application of 3D GIS and virtual realism, conventional measuring methods such as engineering survey and photogrammetry were not seasoned with some fields because of its' scarcity in work efficiency and data precision. Airborne LIDAR (Light Detect And Ranging) is a new measuring tool which is being widely used in many different kinds of applications. It explores objects and measures distance by the way of laser scanning and can produce urban digital surface model (DSM) in a fast rapid. A new way for urban building extraction was occurred when the technology was succeeded.

In this paper, we investigate the urban building extraction from airborne LIDAR points cloud data. First, the massive discrete LIDAR points cloud data is regular grid re-sampled and translated into DSM, then the DSM is gray quantized to a DSM depth-image according to its elevation. Secondly we preprocess the DSM depth-image using image preprocessing technique. Using histogram threshold segmentation of DSM depth-image ground area is wiped off. The small area objects are removed by tab area measurement method and the interference information is filtered, the independence building area is gained. The last step is extraction of the urban building. Using Canny edge detector to do with the building edges. After then apply improved Hough transformation to the edges. The improved Hough transformation takes full use of data of Hough parameter space, and get the coordinates of two parallel line segments' start and end point in the rectangle building. After based on rectangle building edges' vertical and parallel conditions, we calculate buildings' four corner points coordinates, and the normalization of rectangle building edges can be completed. And then the extraction of the rectangle building in DSM depth-image is accomplished.

In a word, this paper based on the airborne LIDAR points cloud data achieves the extraction of urban building by using digital image processing technique without any assistance data.

Key words: LIDAR points cloud data, DSM depth-image, image preprocessing, Hough transformation, building extraction.

论文独创性声明

本人声明：本人所呈交的学位论文是在导师的指导下,独立进行研究工作所取得的成果。除论文中已经注明引用的内容外，对论文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本论文中不包含任何未加明确注明的其他个人或集体已经公开发表的成果。

本声明的法律责任由本人承担。

论文作者签名：徐花芝　　2008 年 5 月 27 日

论文知识产权权属声明

本人在导师指导下所完成的论文及相关的职务作品，知识产权归属学校。学校享有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。本人离校后发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为长安大学。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

论文作者签名：徐花芝　　2008 年 5 月 27 日

导 师 签 名：[illegible]　　2008 年 5 月 27 日

第一章　绪论

1.1 研究的背景和意义

航空激光雷达，又称激光雷达LIDAR（Light Detection and Ranging—光探测和测距），该技术可以说是近数十年来摄影测量与遥感领域最具革命性的成就之一。该系统一般以GPS、激光测距仪Laser Scanner和惯性导航系统INS为主进行集成，利用飞机作为平台，是获取地面三维位置信息的测量系统。这种技术包括使用激光脉冲定向照射地面并测量脉冲的往返时间，通过处理每个脉冲返回到传感器的时间，从而计算出传感器到地面或者地面上的目标之间的距离。

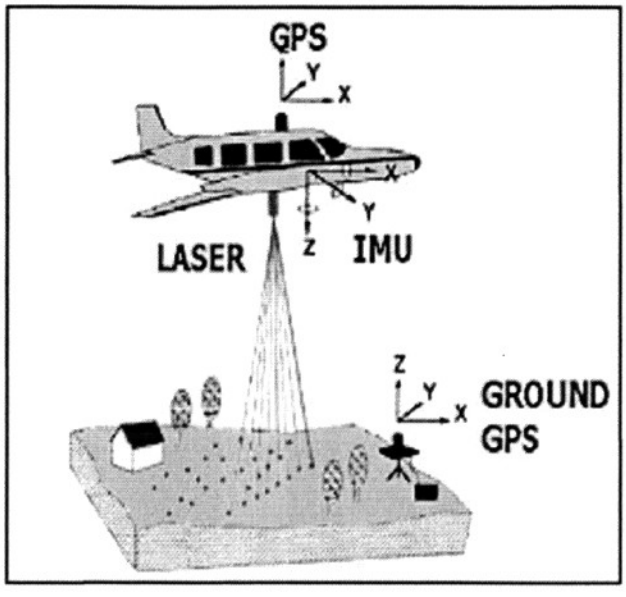


图 1.1　航空 LIDAR 工作原理

用激光雷达精确确定地面上目标的高度，始于 20 世纪 70 年代后期。随后的几十年，LIDAR 遥感系统得到了迅速的发展。与传统的空间数据获取方法（如：人工量测和摄影测量）相比，LIDAR 技术具有其自身的优越性，主要表现在以下几个方面[1]：

（1）LIDAR 系统是一种主动式的遥感测量系统；

（2）激光脉冲信号能部分地穿透植被，能快速、高精度和高空间分辨率地获取森林或山区的数字表面模型；

（3）不需要大量的地面控制点，且速度快，半天就能完成1000km^2区域的地形数据采集[2]，特别适合于森林、沙漠等无地面控制的困难地区地形数据的获取；

（4）作业周期快，是传统的空间数据获取方法的30~40%左右，能适应三维数据的更新速度；

（5）时效性强，对天气和气候条件的依赖较少，可以全天候提取测区的DEM数据；

（6）不需要昂贵的测图设备，所需费用是传统的空间数据获取方法的20~30%左右；

（7）可以将信息获取、信息处理及应用技术纳入统一系统之中，更有利于提高自动化及高速化程度；

（8）LIDAR数据固有的三维属性，避免了在数字摄影测量中影像匹配技术可能会产生的误匹配，生成的DEM更加精确可靠，具有实时应用的潜力。

当然，任何技术也都有其不足的地方，LIDAR 技术也不例外。与传统的摄影测量方法相比，其不足之处如下[3]：

（1）需要地面GPS控制站（实质上摄影测量方法也需要）；

（2）获取的原始数据不具有特征线信息；

（3）需要正射影像或者是地形图作为数据处理的支持信息；

（4）需要研制高效、可靠的数据后处理方法。

对于第二点和第四点而言，已经可以通过研制和发展高效的特征提取算法得到有效的解决。而实际上，自从激光雷达技术得到成功应用以来，已经研制了比较实用的基于激光雷达数据提取地面特征线的技术和算法。

城市是人口最集中、人口密度最大、生产生活活动最频繁的地区，作为经济和社会发展的中心，其发展速度也越来越快，作为城市基础设施的建筑物是城市最为关键的标志信息，它在快速发展的城市中的变化也日新月异，城市规划、管理和市政部门迫切要求能快速获取城市的三维信息。此外，建筑物三维信息可以广泛应用于城市通讯网络的布设、城市空气污染控制和环境保护、城市光照研究、城市化进程的监测，而且，建筑物模型是数字城市、虚拟地球最为基础的空间数据，因此，分析城市地区的建筑物信息具有一定的现实意义。

高精度、高时效、低成本、信息共享是每一项遥感技术的发展目标，新一代航空激光雷达系统的出现，使得快速、高效地建立数字城市成为可能。LIDAR 以其快速、精确、直接获取三维信息的特点，在城市建筑物的提取中扮演着日益重要的角色。研究并开发从LIDAR数据中提取城市地区建筑物模型的算法和软件系统，可以提高三维城市建模的效率，满足各行业对城市三维数据的需要。

1.2 国内外研究现状

相对于激光雷达硬件技术的迅速发展，数据处理和应用的研究相对来说比较落后，这突出体现在目前国际上还没有一套系统完整和稳健的激光雷达数据处理软件[1]。

城市地区的 LIDAR 数据中包含了大量的关于建筑物的三维信息，它们提供了许多可供推理的线索，为城市地区建筑物的提取带来了很大的便利。但是由于地物的多样性、复杂性，从 LIDAR 数据中提取建筑物仍然有许多困难。主要表现为[4]：对于较大数据量的 LIDAR 数据，全局处理显然不太现实，需要将建筑物分离出来，对每个独立的建筑物区域进行分析、提取。而建筑物可能位于任何位置，并可能会被其他一些在强度上有相似辐射特性的物体所包围，如道路等；在一些植物密集的地区，一些较高的树木可能会遮挡部分建筑物，这给建筑物的提取带来很大困难。

近十多年来，国内外学者对利用航空 LIDAR 数据提取建筑物做了大量的研究，并取得了很多成果。他们一般是将 LIDAR 数据和其他数据源结合起来，充分利用其他数据源的数据特性和 LIDAR 数据本身的特点，采用各种方法克服上述困难来提取建筑物。归纳起来主要有以下几种方法：

（1）基于两次回波信息的渐进滤波提取建筑物

武汉大学张小红在博士论文[1]中较详细地研究了原始激光雷达数据的分类分割算法和规则房屋提取的方法。其分类算法充分利用激光雷达数据的强度信息，融合高程和强度信息进行数据分类和分割，利用多次回波激光雷达数据进行数据分类可以有效地将植被提取出来，为分割相互毗邻的房屋和树木提供了一种有效的途径。

武汉大学黄先锋的博士论文[5]以LIDAR点云数据为基础，深入研究了建筑物检测和模型重建过程中所必要的关键技术。在建筑物检测过程中首先根据两次反射数据之间的差异消除绝大部分的树丛；然后通过线形预测的方法检测地形，获取DEM信息，删除地面点后得到带有噪声的建筑物点；最后，通过面积控制消除碎片，得到建筑物目标。

美国普渡大学Alharthy等人[6]对具有两次反射信息的激光雷达点提取建筑物进行了研究，设计了通过渐进滤波方法进行建筑物三维信息的提取。对两次回波数据通过滤波可以去除大部分噪声数据，得到主要包含建筑物的区域，再根据对局部方差的统计与分析来去除夹杂在建筑物中的树木等噪声。最后由经过滤波的DSM和DEM，根据建筑物

高度和大小确定合适的阈值来提取建筑物。该方法对激光点密度较高（每平方米有1点）且建筑物具有相同主方向的大量建筑物提取很有效。

（2）基于激光雷达点云生成DSM和DTM自动提取建筑物

中科院遥感所的尤红建等人[7]针对我国自行研制的航空激光雷达数据，提出了一套利用稀疏激光雷达数据自动提取建筑物三维信息的方法。首先根据测量的激光距离和相应的姿态、位置信息计算出激光采样点的三维位置，进而生成城市的数字表面模型(DSM)和数字地面模型(DTM)，依据它们准确地提取出建筑物的轮廓信息，最后根据建筑物具有规则的形状这个特点来对建筑物的轮廓线进行规则化处理，进而最终恢复建筑物的三维信息。通过对北京城市北部地区的实际处理，说明了该方法的可行性。

中国地质大学的刘修国等人[8]介绍了一种基于点云数据生成距离影像，而后引入对比度纹理辅助的点云数据建筑物快速提取方法。采用从原始的DSM中减去真实的地形DTM来实现规则化DSM获得建筑物和树木的轮廓，然后在规则化DSM影像上采用灰度共生矩阵统计水平方向和垂直方向的高程信息来提取建筑物。

奥地利维也纳大学的Franz Rottensteiner等人[9]提出了直接从LIDAR点云数据中自动提取建筑物的思想。采用基于不均匀误差分布函数的分层鲁棒内插算法，把地面上的激光点与屋顶及其它物体上的激光点分开，计算出数字地面模型DTM，通过分析激光点与DSM和DTM的高度差值将建筑物上的点与其他点分离出来，从而得到建筑物的模板，最后在候选的区域中采用基于曲率的分割技术自上而下地建立多面体建筑物模型，通过维也纳试验区的数据处理证明了该方法的可行性。

（3）融合LIDAR点云数据和影像数据或者平面设计图的建筑物提取分析

中科院遥感所的尤红建等人[10]对组合高分辨率航空CCD图像和航空稀疏激光雷达数据自动提取城市建筑物的三维信息进行了研究。航空CCD图像能清晰地给出建筑物的几何形状和分布，因此采用了自适应的Canny边缘检测算法来提取CCD图像上的全部边缘信息，然后根据双向投影直方图和线段匹配方法来自动而准确地提取建筑物的平面轮廓信息，最后根据CCD提取的轮廓信息从航空激光雷达数据中提取建筑物的高度信息，从而实现了每栋建筑物的三维信息提取。通过实际数据的处理和提取，说明了组合CCD图像和航空激光雷达数据可以自动重建建筑物的三维信息。

武汉大学张栋的硕士论文[11]利用了LIDAR数据的高程信息和航空影像的房屋轮廓

信息来进行建筑物的三维重建。首先对LIDAR数据生成的灰度影像进行阈值分割，去除影像中的地面部分，然后利用Canny算子对航空影像做边缘检测生成二值图像，再利用Hough变换提取直线段，最后进行LIDAR数据和航空影像的配准，将分割好的LIDAR点阵投射到航空影像上进行建筑物的重建。

日本东京大学的Guo Tao等人[12]组合高分辨率卫星图像和航空激光雷达数据进行了研究，激光雷达数据的优点是三维、有高度信息而且位置精确，但没有地面物体的几何形状等直接信息。而高分辨率卫星图像如IKONOS具有光谱、纹理和形状等信息，因此组合这两者特别有利于地面物体的识别，尤其是建筑物的提取。在城市地区应用激光雷达数据比立体匹配要优越得多，但是树木、庄稼和建筑物一般不易区分，为此可以组合IKONOS图像和激光雷达数据进行由粗到细的城市建筑物分割，即首先根据IKONOS图像提取NDVI指数，由NDVI可以对草地、裸地和地面上的其他特征物进行分类，再根据激光雷达数据可以提取地面点，从而得到裸地的DEM，应用DEM和所有激光雷达点形成的DSM就可以得到正则化的DSM，最后经过分割就可以提取出建筑物。

德国Martin等人[13]对融合激光雷达数据和航空影像来自动提取建筑物进行了研究，他认为建筑物是有屋顶和墙这样的模型组成，根据航空影像采用传统的图像处理算法可以得到两种类型的特征信息：特征同类区和灰度变化的边缘。而从原始的激光雷达数据中可以得到三种类型的特征：树斑（具有二次反射特征）、屋顶斑和边缘（由高度差异所致）。这些特征融合在一起就可以提取建筑物的位置和形状，因为通过图像的边缘和激光图像的边缘比较可以得到建筑物的真正边缘，该方法对平屋顶、尖屋顶及组合屋顶均取得了比较好的效果。

George Vosselman和Sander Dijkman[14]结合城市的地面规划设计图和航空LIDAR点云来重建三维建筑物模型。采用城市地面规划设计图来获得精确的建筑物墙面的位置。通过将检测出来的屋顶的位置和墙面相交，就可以重建一些屋顶的边界。采用规划设计图降低了处理的难度，基本上不考虑处理工作局部化的问题，因为规划图已经提供了关于独立建筑物的平面二维矢量的较精确描述，建筑物的边界等都已经获得，回避了检测建筑物区域的难题，但是这对数据的获取提出了更高的要求，对新建房屋也无法处理。

以上列举的研究方法在利用LIDAR数据提取建筑物过程中都结合了其他数据源，并不是单纯地考虑LIDAR点云数据本身的特点，还充分利用了其他数据源的特性来提取建筑物，仅对特定的数据和某些特定的地区适用，具有一定的局限性。总的说来，目前基

于LIDAR点云数据的目标提取研究难点在于目标轮廓的提取，这主要与所提供的数据精度和数据质量有关。在分析现有方法的基础上，本文探讨了一种基于航空LIDAR点云数据生成DSM深度影像，而后运用数字图像处理技术来提取城市地区建筑物的方法。实验表明，在无其他辅助数据时，该方法也能实现从航空LIDAR点云数据中提取建筑物。

1.3 本文的研究内容和组织结构

1.3.1 本文的研究内容

本文以航空 LIDAR 点云数据为研究对象，来探讨城市地区建筑物提取的实现过程。具体研究方案如下：

（1）航空 LIDAR 点云数据的处理

本文研究的原始数据是由航空激光扫描仪获得的离散 LIDAR 点云数据。为了更直观的表现 LIDAR 点云数据中的信息，将不规则的离散 LIDAR 点云数据进行规则格网重采样，得到数字表面模型（DSM），并按照其高程值的变化做了灰度化预处理得到 8 位 256 级的 DSM 深度影像灰度图。需要说明的是：在 DSM 深度影像灰度图上每一个像素对应于 DSM 数据中的一个点。像素点的灰度值与对应的 DSM 点的高程值成线性关系，像素亮度越亮表明对应的 DSM 点的高程值也越高，反之高程值越低。

（2）DSM 深度影像的预处理

对于相对平坦的城区 LIDAR 深度影像，由于城市中地面的高程值一般都比房屋低，且地面的高程值相差不大，具有一定的连续性，往往地面部分呈现较暗的连续带状，这就给地面的阈值分割提供了理论基础。对 DSM 深度影像进行直方图阈值分割，将 DSM 深度影像中的地面部分去除掉。预处理的最终目标是得到建筑物区域的 LIDAR 数据，在此基础上使用标号法面积测量去除小面积目标的方法去除一些诸如电线杆，树木等非建筑物部分，滤除干扰信息，得到独立的建筑物区域。在图像识别领域中，这相当于分割出房屋并确定出位置。

（3）建筑物的提取

建筑物提取包括建筑物边缘的检测和边缘的规格化。在上述过程的基础上，采用边缘检测算子提取建筑物的边缘。比较几类经典边缘检测算子提取建筑边缘的结果，确定用 Canny 算子来提取边缘。在提取了建筑物边缘的基础上，本文对 Hough 变换进行了一定的改进，利用改进的 Hough 变换算法进行建筑物边缘的规格化后处理，即充分利用 Hough 变换的参数空间数据，检测矩形建筑物中两平行直线段的端点坐标，再根据矩形

建筑物边缘的垂直、平行关系，计算得到矩形建筑物的四个角点坐标，来完成矩形建筑物边缘的规格化，从而实现了 DSM 深度影像中矩形建筑物的提取。

整个处理方案如图 1.2 所示：

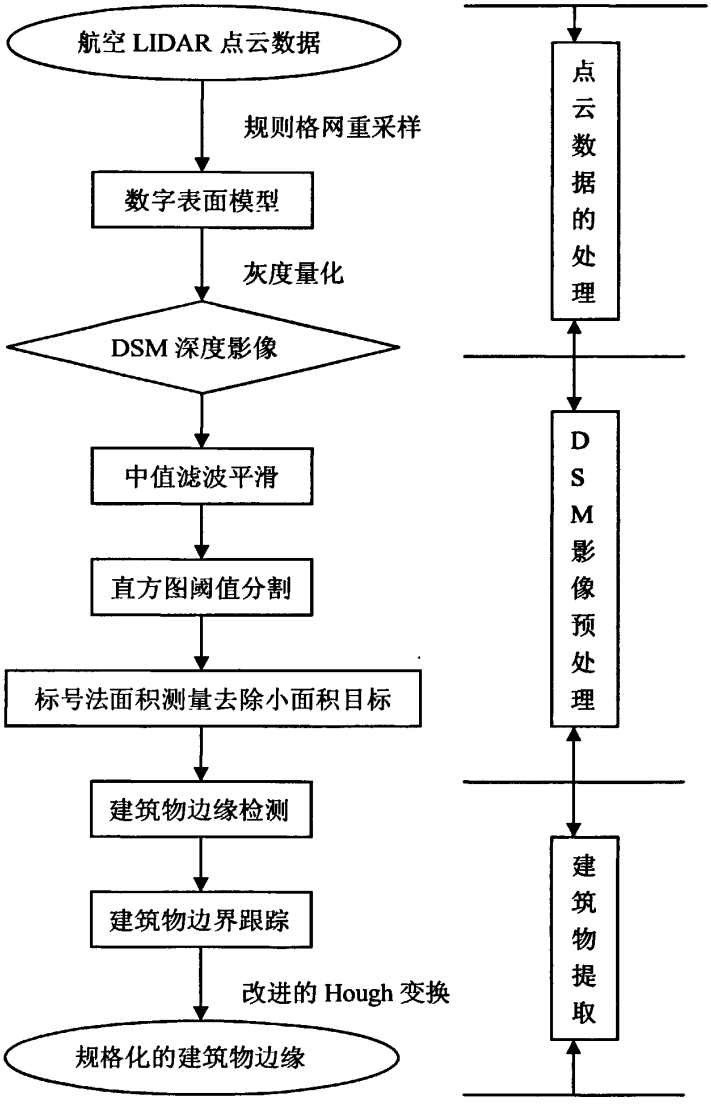


图 1.2　本文方案流程图

1.3.2 本文的组织结构

本文分六章，各章的组织如下：

第一章绪论。主要介绍本文的研究背景，意义和国内外研究现状，在此基础上提出了本文的研究内容和方法。

第二章航空 LIDAR 点云数据处理。介绍了规则地址格网算法，将离散的航空 LIDAR 点云数据读入，再通过规则格网重采样建立数字表面模型，进而按照高程进行灰度量化生成 DSM 深度影像，完成航空 LIDAR 点云数据的处理。

第三章 DSM 深度影像预处理。主要是 DSM 深度影像干扰信息的滤除，采用了波峰法初步分割，标号法小面积目标去除，获得明显的独立建筑物区域。

第四章建筑物提取。在获得了明显的独立建筑物区域的基础上，采用边缘检测算子提取建筑物边缘，本文利用了 Canny 算子来检测建筑物边缘，然后利用改进的 Hough 变换算法规格化矩形建筑物边缘，完成矩形建筑物的提取。

第五章总体实验与分析。针对一块实际的 LIDAR 点云数据，根据本文提出的方案进行编程实验和分析。

第六章结论与展望。总结了本文所做的工作，指出了本文方法的不足之处以及今后进一步研究的方向。

第二章　航空 LIDAR 点云数据处理

2.1 LIDAR 数据处理概述

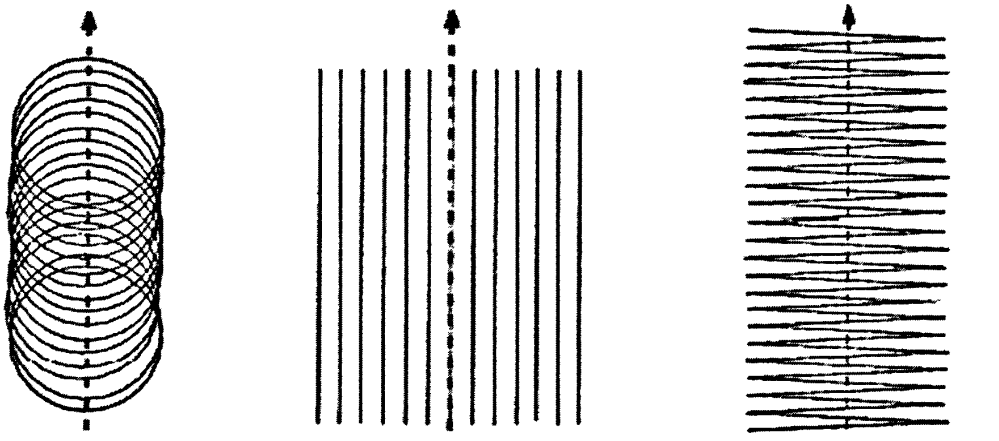
2.1.1 LIDAR 数据的特点[15]

从严格意义上讲，航空激光雷达系统获取的数据包括位置、方位 / 角度、距离、时间、强度等飞行过程中得到的各种信息。而实际应用中，人们接触和使用的是与具体时间及发射信号波长一一对应的点坐标及对应的强度等。作为一种非成像技术，航空激光雷达数据在内容、形式等方面具有很多自身的特点。

第一，从内容上讲，航空激光雷达数据是分布于对象表面的一系列三维点坐标。值得注意的是，多次回波数据得到的点坐标可能对应着不同的表面，首、末次信号分别对应树冠和地面，这种特性在某些场合可以发挥重要作用。例如，在相邻扫描带上植被或其它具有不规则形状的物体可能会具有不同的高度，若用它们进行匹配可能会产生粗差，使用末次回波信号就可以避免匹配过程中不可预测的粗差问题。与记录反射/发射能量的强度数据相比，航空激光雷达数据在提取空间信息上更加便捷。

第二，激光雷达数据在形式上呈离散分布。这里“离散”是指数据点的位置、间隔等在三维空间中的不规则分布，即数据分布无规律性。

第三，数据形式的另一个特点是扫描带中数据分布不均匀——不同位置的点云密度不同，造成这种情况的主要原因是激光扫描仪所采用的扫描方式。激光扫描仪所采用的扫描方式有圆锥扫描，线扫描和光纤扫描，如图2.1所示：



(a) 圆锥扫描　　(b) 线扫描　　(c) 光纤扫描（摆动扫描）

图2.1　扫描方式示意图

不考虑地形起伏的影响，在圆锥扫描方式中，扫描带两侧数据密度大，中间部分稀；线扫描方式的情况类似；在光纤扫描方式中，扫描线方向上的数据密度大于垂直扫描线方向上的。其他原因还包括飞行速度、扫描仪与地形/地物的相对位置/方向及航高等。例如，对建筑物的倾斜屋顶而言，朝向扫描仪方向的屋顶会比背向扫描仪方向的屋顶反射更多的信号，在数据密度较大时两个屋顶平面上数据密度就会表现出差异。

第四，尽管目标点的三维坐标是航空激光雷达的主要数据形式，但其数据类型并不局限于此。强度信号是另一个有用的信息源，它反映了地表物体对激光信号的响应。由于一些技术上的原因，还没有得到多少实际应用。目前有用强度信号作为树种分类的依据事例。

2.1.2 LIDAR 数据处理

LIDAR 数据处理包括原始数据预处理和点云数据后处理两个阶段。原始数据预处理阶段主要包括滤除雷达噪声，对记录的原始信号、时间参数、距离参数、GPS 和 INS 数据进行归化处理、坐标变换，以得到地面目标的三维 (x, y, z) 点云坐标数据。坐标的格式可以根据用户的要求定义，即可以得到不同的数据格式文件。点云数据后处理就是对得到的地面目标的三维点云坐标数据进行分离处理。具体地说，由于激光雷达点云数据分布在不同的目标上（如图 2.2 所示），后处理就是将落在地形表面上的点（即所谓的地面点）与那些非地形表面上的点（譬如图 2.2 中落在汽车上、树木或植被上以及落在房屋上的点）进行有效而准确的分离。只有高精度及准确而可靠地分离不同信息后，才可能有效地将这些数据用于不同的目的，例如：得到 DEM 数据、测量树的高度、获取城市的三维模型等。对三维点云坐标数据进行有效的后处理是激光遥感系统最主要的组成部分。本章将就数据后处理阶段展开论述。

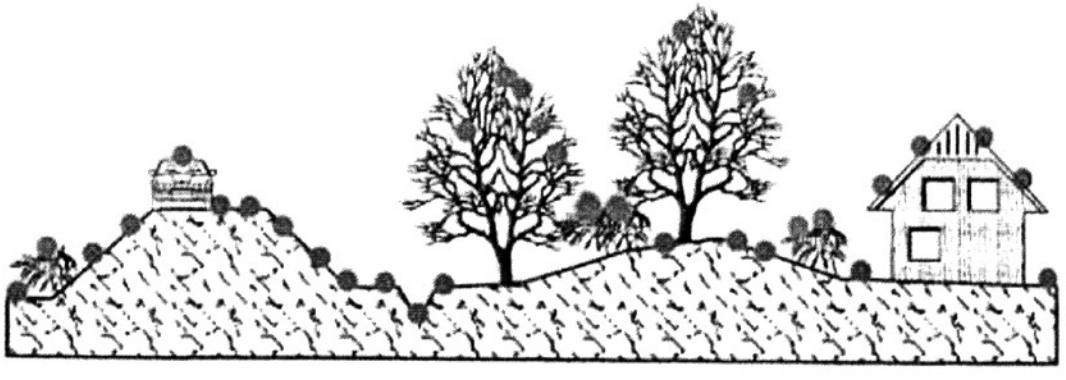


图 2.2　LIDAR 点云分布示意图

尽管 LIDAR 技术在获取地面点三维坐标方面具有效率高、全覆盖、三维测量等优良的技术特性，但是其数据量的庞大、复杂、无规律等特点始终困扰着后期的数据处理。离散 LIDAR 点云数据后处理中碰到的第一个问题就是如何存储和快速检索这些庞大的离散数据。如果没有一个合适的存储结构和一个恰当的检索方法，就会影响后续数据处理的速度和效率。一个好的存储检索方案可以大大化简算法难度，极大的方便后续数据处理的实现，从而使整体算法都得到改观，所以这一问题的解决具有十分重要的意义。

在针对LIDAR数据的压缩简化技术还不成熟的情况下，一个好的存储检索方案对于整个数据后处理都至关重要。为了满足数据后处理的要求，存储检索方案应该同时具备以下特征：

（1）高空间利用率，使数据处理的空间代价最小并保持数据无损。

（2）检索快速方便，算法易于实现。

（3）模块化强，自身发生变化时，对其它算法的影响最小化。

因此，LIDAR数据的存储检索研究就是要得到符合以上特征的算法方案，从而为后续的数据处理打下扎实的基础。在分析研究其它方法的基础上，本文提出了一种相对简单的规则地址格网检索（GAS-Grid Address Select）算法对离散LIDAR点云数据进行存储与检索。

2.2 LIDAR 点云数据存储与检索[16]

2.2.1 规则地址格网检索（GAS-Grid Address Select）算法思想

规则地址格网检索（GAS）算法的基本思想是：离散 LIDAR 点云数据按划分的规则格网进行有序的存储，数据检索的逻辑结构是规则地址格网，二者由地址映射函数对应起来。整个算法思想如图 2.3 所示：

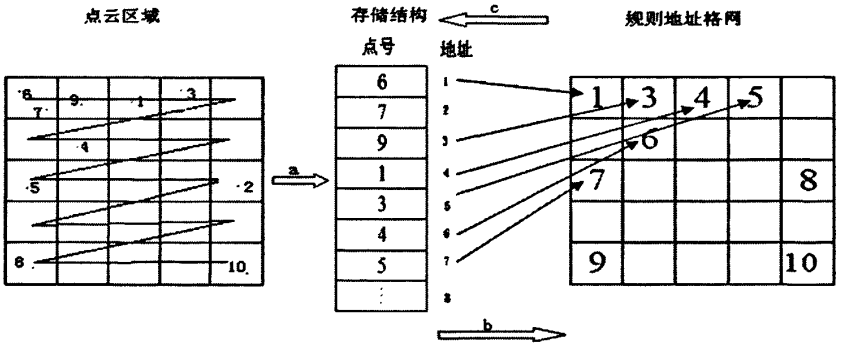


图 2.3 规则地址格网检索（GAS）算法

将离散 LIDAR 点云数据按划分的规则格网进行有序存储的过程就是数据的预处理，如图 2.3（a）过程。GAS 算法数据的预处理是对原始数据文件进行简化，提取本文中需要的大地坐标（X,Y,Z），并对其表示的区域进行规则格网划分，然后将这些离散点按落入网格的情况进行“之”字形排列并按顺序结构存储。

在预处理过程中已经建立了规则格网，对预处理后的数据通过地址映射函数得到其存放地址，记录落入每一个规则格网中的离散点个数和第一个离散点的存放地址，就形成了规则地址格网，这一过程就像给一本书编目录，也就是图 2.3（b）过程。这个过程中的地址映射函数为：

$$B=[(int)\ X-U]/g \tag{2.1}$$

其中：B 表示离散点落入的格网号（行号或列号），

X 表示离散点的平面坐标，

U 格网原点的坐标，

g 格网划分的尺度（本文中 g 取 1m）。

有了规则地址格网，离散点数据的检索就变的十分方便、快捷。由于规则地址格网结构类似于二维数组，所以它的检索也和二维数组十分相似，支持随机检索，图 2.3（c）过程。例如要检索位于第 2 行、第 2 列网格内的离散点数据（相当于数组 a[1][1]中存放的数据），先找到该网格然后按照网格中记录的地址就可以找到离散点的数据。

2.2.2 离散 LIDAR 点云数据预处理

按照 GAS 算法的思想，预处理所要执行的操作有：从原始数据文件中提取本文需要的数据，即（X,Y,Z）三维坐标，并顺序规则化离散点。此外，为了后续的操作方便还要确定文件的格式和向其中加入必要的元数据信息，即（X,Y,Z）三维坐标的最值。

首先，定义一个存放离散数据的结构体 RPoint：

```
typedef struct
{
    double x; //X 坐标
    double y; //Y 坐标
    double z; //Z 坐标
    long intensity; //反射强度值
} RPoint;
```

之后就可以用它来定义数组为离散数据分配内存。

接下来，定义几个数据处理函数来完成预处理任务，主要包括：

（1）原始数据的读入函数

将原始数据文件（ASCII 码文本格式）中的数据读入计算机内存，存储在由 RPoint 结构体定义的数组中，并获得总点数（n）。

（2）数据处理函数

数据处理函数由 X 坐标的排序函数、Y 坐标的排序函数、在 X 坐标 1m 范围内对 Y 排序的处理函数和求 Z 坐标最值的函数组成，完成对离散数据进行“之”字形排序处理，并获取 X、Y、Z 坐标的最大和最小值，是离散数据预处理的关键部分。其中对 X、Y 坐标排序时用的是快速排序算法，求最值用的是比较法。

（3）处理后数据的输出函数

该函数生成的文件内容包括离散点总个数（n）、离散点中 X、Y、Z 坐标的最大、最小值和离散点的 X、Y、Z 坐标数据，同时该函数还去除了原始数据中的冗余数据即 X、Y、Z 坐标完全相同的点和没有用到的反射强度值，以及可能的错误点等。

通过以上预处理程序对原始数据进行处理后就生成一个 ASCII 码文本文件，文件的第一行为离散点总个数（n），第二行为 X、Y、Z 坐标的最大值，第三行为 X、Y、Z 坐标的最小值，接下来是顺序存储的离散点的 X、Y、Z 坐标数据，这些数据是按 X 坐标差小于 1 米间距“之”字形排列的。

2.2.3 规则地址格网（GIT-grid index table）的建立

规则地址格网建立的基本方法是：根据格网划分尺度将坐标区域划分成规则格网，对预处理后的数据进行地址映射得到其存放地址，记录落入每一个格网中的离散点个数和第一个离散点的存放地址。

先定义一个存储三维坐标数据的结构体 Point，将处理后的数据存储在此结构体中：

```
typedef struct
{
    double x;
    double y;
    double z;
} Point;
```

再定义一个描述网格的结构体 Grid 记录落入网格的数据地址：

```
typedef struct
{
    long m; //落入网格的离散点个数
    long num; //记录每个网格中第一个离散点在顺序表中的地址
} Grid;
```

然后用这个结构体定义一个二维数组来表示格网，形成格网的存储结构。

之后确定格网的原点坐标，再通过数据的坐标值对格网进行处理（即将数据的地址装入对应的网格）这样规则地址格网就建立起来了。

2.2.4 基于规则地址格网的数据检索

规则地址格网建立起来之后，每个离散数据点就会落入对应的格网单元，就可以安全、准确、高效的实现离散 LIDAR 点云数据的快速检索。当进行内插或数据检索时，首先判断内插所在的格网单元，根据需要取出当前格网单元或邻域（如周围3×3格网）的全部数据，避免了内插过程中逐个数据的搜索，使得查找速度大大提高，特别是海量数据的处理。根据检索区域的形状不同，检索函数也千差万别，但其中最基本的是单个网格检索函数。就像点组成面一样，单个网格可组成任意形状的检索区域，所以其它形状的检索函数只需要对单个网格检索函数稍做修改或者多次调用单个网格检索函数就可获得。例如：将单个网格检索函数的主体部分加上确定矩形区域的循环就可转化为矩形检索函数，从而使得检索函数的设计变得十分容易。这些都充分体现了 GAS 算法在离散数据检索方面的特点。

2.3 规则格网重采样生成数字表面模型（DSM）

2.3.1 DSM 逐点内插理论基础[17]

基于不规则分布采样点的 DSM 建立实质上就是离散数据规则格网化的处理过程。通过不规则分布数据直接建立 DSM 通常采用逐点内插法。所谓逐点内插，是以内插点为中心，确定一个邻域范围，用落在邻域范围内的采样点来计算内插点的高程值。其基本步骤为：

（1）定义内插点的邻域范围；

（2）确定落在邻域内的采样点；

（3）选定内插数学模型；

（4）通过邻域内的采样点和内插数学模型计算内插点的高程。

为实现上述步骤，逐点内插法需要解决以下几个问题：

（1）内插函数，逐点内插法的内插函数决定着 DSM 的精度、连续性、内插点邻域的最小采样点个数和内插计算效率。内插函数常常与采样点的分布有关，目前常用的适合于离散分布采样点的内插函数有曲面拟合、加权平均内插法等。

（2）邻域大小和形状，在逐点内插中，邻域的作用是选择参加内插的采样点。逐点内插法的邻域大小、形状和位置随内插点的位置而变动。邻域确定一般用在离散分布采样点的 DSM 建立中，常用的邻域有圆形、方形等。

（3）邻域内数据点的个数，邻域内数据点全部参加内插计算，用来进行内插计算的采样点不能太多也不能太少，太多影响计算精度（对内插计算的贡献程度太小）和处理效率，太少则不能满足内插函数的要求，邻域点的确定一般与具体的内插函数有关，通常认为 4~10 个点是比较合适的，具体要求见表 2.1。邻域数据点的个数常常决定着邻域范围的大小。邻域内的点数也与采样点的分布密度有关。

表 2.1　逐点内插模型对数据量要求

内插函数模型	采样点数据量
加权平均法	4~10
移动曲面拟合	大于 8
最小二乘拟合	大于 6
有限元内插	4~10
多层曲面叠加法	4~10

（4）采样点的权重，采样点的权重是指采样点对内插点的贡献程度，现今最常用的定权方法是按距离定权，即反距离权。

逐点内插方法由于计算简单，应用比较灵活，内插效率较高，而成为目前生产中常采用的方法。

2.3.2 距离加权平均内插生成数字表面模型

在建立了规则地址格网检索算法的基础上，本文利用逐点内插法中的距离加权平均法来生成数字表面模型（DSM），具体步骤如下：

（1）确定内插点所在的格网单元

由测区内所有激光采样点 X、Y 坐标的最大、最小值可以得到测区的范围，再依据采样间隔就可以计算出 DSM 格网的大小。设 x 方向采样间隔为 d_x，y 方向采样间隔为 d_y，测区起点坐标 (x_0, y_0)，则格网坐标 (i, j) 对应的激光内插点坐标 (x, y) 为：

$$\begin{cases} x = x_o + i \times d_x \\ y = y_0 + j \times d_y \end{cases} \tag{2.2}$$

（2）规则地址格网检索邻域内的点

利用距离加权平均法进行内插计算，需要选取与插值点距离最近的若干个点来参加计算。最简单的方法就是计算内插点与周围采样点的距离，然后从中选出与内插点距离最近的若干点。这种方法计算量大，影响到插值速度。为解决这一问题，可选用一定的邻域搜索区域，根据距离加权平均法内插数学模型对采样点数量的要求，不断调整搜索范围，直到满足要求为止，见表 2.1 不应该少于 4 个点。

在建立了规则地址格网的基础上，就可以利用矩形检索函数搜索邻域正方形区域内的采样点，设所建立的规则地址格网的起点坐标为 (u_0, v_0)，搜索半径为 R，则矩形检索函数的参数设置为：

$$\begin{cases} lu = (\text{int})x - u_0 - R \\ lv = (\text{int})y - v_0 - R \end{cases} \tag{2.3}$$

$$\begin{cases} ru = (\text{int})x - u_0 + R - 1 \\ rv = (\text{int})y - v_0 + R - 1 \end{cases} \tag{2.4}$$

设置了函数参数，就可以利用矩形检索函数来搜索内插点正方形邻域内的采样点，若搜索的采样点数量不满足要求，则扩大搜索半径，直到满足要求为止。

（3）权值的计算

由于地形的自相关性，较近的采样点对内插点的影响要大一些，因此常常用内插点和采样点之间的距离来刻画采样点对内插点的贡献程度，即距离越近，权值越大，反之越小。设当前内插点为 p，采样点为 i，d_{pi} 为内插点与采样点之间的距离，定义采样点的权为：

$$P_i = d_{pi}^{-u} \tag{2.5}$$

称为反距离权。式中指数 $u > 0$，而且实验证明，当 $u > 2$ 时，导致曲面在数据点附近相对比较平直，而在两个数据点之间一个很小的区域内有很大的梯度，当 $u < 2$ 时，导致

曲面相对平缓，没有起伏，当$u=2$时，不但容易计算，也比较符合实际地形变化规律，因此，实际应用中常常取$u=2$[17]。

（4）计算内插点的高程值

定义了采样点的权，并获得了内插点邻域范围内的采样点，就可以利用距离加权平均法进行DSM内插：设内插点p的坐标为(x_p,y_p,z_p)，邻域内的采样点为$(x_i,y_i,z_i),(i=1,\cdots,n)$，$n$为邻域内采样点的个数，$d_{pi}$为内插点和采样点的距离，$P_i$为采样点的权重，则由$(x_i,y_i,z_i)$计算$p$点的高程$z_p$由如下数学模型：

$$z_p=\begin{cases} z_i & d_{pi}=0 \\ \dfrac{\sum_{i=1}^{n}(p_i z_i)}{\sum_{i=1}^{n} p_i} & d_{pi}\neq 0 \end{cases} \tag{2.6}$$

2.4 灰度量化生成DSM深度影像

为了直观地表示出LIDAR数据的内容信息，将由离散LIDAR点云数据规则格网重采样生成的数字表面模型（DSM）按照高程进行灰度量化，得到同灰度图像一样的DSM深度影像。这就为后续的基于数字图像处理技术的DSM深度影像处理做好了准备。

具体做法是：搜索DSM中所有的LIDAR数据点，得到高程最大值$Z_{\max}$和最小值$Z_{\min}$，按照式（2.7）对高程进行量化，得到每一点的像素灰度值；同时将DSM三维点坐标中的X、Y坐标转化为DSM深度影像的二维横、纵坐标u、v，一个坐标点对应一个像素点，就生成了同DSM格网大小相同的DSM深度影像。

$$G_i=\frac{Z_i-Z_{\min}}{Z_{\max}-Z_{\min}}\times 255 \tag{2.7}$$

其中：G_i表示灰度值，Z_i表示DSM中LIDAR点的高程值。

获得了同灰度图像一样的DSM深度影像后，一般可以从视觉上直接判断出地形的高低、形状等，一般也可以判断出建筑物、道路、水塘、沟渠、河流、桥等地物要素。如图2.4是由实验数据生成的DSM深度影像，从图中可以看出，建筑物，道路、独立树等地物被清晰的表示出来了。



图2.4　DSM深度影像

与灰度图像相比，由航空 LIDAR 点云数据生成的城市地区 DSM 深度影像有其独特的特点。表现在：

（1）影像的灰度值和 DSM 中 LIDAR 数据的高程值成线性关系，高程值越高对应的像素灰度值就越高，反之，则越低。

（2）在平坦城区，影像上地面部分的灰度值变化不大，且像素的灰度值低于建筑物部分。在影像的灰度直方图上，往往最高的波峰由地面部分 LIDAR 点的像素形成。

（3）由于 LIDAR 光束在较高建筑物边缘常和墙面相切，导致建筑物边缘数据不准确，因此在灰度影像上建筑物边缘常呈锯齿状。

DSM 深度影像其独特的特点为引入数字图像处理的方法提取建筑物奠定了基础。

第三章 DSM深度影像预处理

由航空LIDAR点云数据生成的DSM深度影像由于存在噪声点及一些孤立的微小物体，例如:输电杆塔、孤立的树木等，使得物体表面杂乱无章，从而给建筑物目标的识别、提取带来了较大影响。DSM中不仅包括了地形表面的高程信息，也包括一些非地形的物体，比如建筑物、车辆和其他一些高出地面的目标，而建筑物在DSM中常常表现为高出地表面并呈一定规则形状的区域，它与周围区域有着较为明显的高差。因此，为了从DSM深度影像中提取出建筑物，首先必须对DSM深度影像进行预处理，主要包括对DSM深度影像进行平滑处理以抑制噪声、影像灰度阈值分割滤除地面点、标号法面积测量去除小面积目标，从而得到明显的独立建筑物区域。

3.1 DSM影像滤波平滑

图像的平滑通常采用一些低通滤波器对图像进行滤波。大多数的滤波方法都是对图像进行整体平滑，并没有考虑保持物体的整体结构，往往不只是把干扰去除，还常把图像的边缘模糊，因而造成视觉上的失真。例如均值滤波，这是由于均值滤波是一种线性滤波，它采用一个由奇数个点构成的滤波窗口在图像上滑动，窗口中心点所对应像素的灰度值由窗口内所有像素灰度的平均值代替。建筑物的提取要求在平滑物体表面的同时要保持建筑物的完整边缘，而不能让建筑物边缘模糊，则中值滤波是比较好的选择。

中值滤波是在1971年由J.w.Jukey首先提出并应用在一维信号处理技术中（时间序列分析），后来被二维图像信号处理技术所引用。它在一定的条件下，可以克服线性滤波如最小均方滤波、均值滤波等所带来的图像细节模糊，而且对滤波脉冲干扰及图像扫描噪声最为有效。特别适合用于有很强的胡椒粉式或脉冲式干扰存在的图像的滤波，因为这些干扰值与其临近像素的灰度值有很大的差异，因此经排序后取中值的结果是强迫将此干扰变成与其临近的某些像素的灰度值一样，达到去除干扰的效果。

一般的，设有一个一维序列 $f_1, f_2, f_3, \cdots, f_n$，取该窗口长度（点数）为 m（m 为奇数），对一维序列进行中值滤波，就是从序列中相继抽取 m 个数 $f_{i-v}, \cdots, f_{i-1}, f_i, f_{i+1}, \cdots, f_{i+v}$；其中 f_i 为窗口的中心点值，$v=(m-1)/2$。再将这 m 个点值按其数值大小排序，取中间的那个数作为滤波输出，用数学公式表示为：

$$y_i = median\{f_{i-v}, \cdots, f_{i-1}, f_i, f_{i+1}, \cdots, f_{i+v}\} \text{其中} i \in Z, v=(m-1)/2$$

中值滤波一般采用一个含有奇数个点的滤波窗口，用窗口中各点灰度值的中值来代替指定点（一般是窗口的中心点）的灰度值。假设窗口内有5点，其值依次为[1, 4, 8, 3, 9]，重新排序后（从小到大）为[1, 3, 4, 8, 9]，则 $median[1,4,8,3,9]=4$。此例若用均值滤波输出应为：$(1+4+8+3+9)\div 5=5$。

二维中值滤波可由下式表示：

$$y_i = median\{f_{ij}\}$$

二维中值滤波的窗口形状和尺寸对滤波的效果影响较大，不同的图像内容和不同的应用要求，往往采用不同的形状和尺寸。常用的二维中值滤波窗口有线性、方形、圆形、十字形及圆环形等，窗口尺寸一般先用3，再取5，逐点增大，直到其滤波效果满意为止。滤波窗口大小的选择，一般以不超过图像中最小有效物体的尺寸为宜。

中值滤波的性质有：

（1）非线性，两序列 $f(r), g(r)$

$$median\{f(r)+g(r)\} \neq median\{f(r)\}+median\{g(r)\};$$

（2）对尖峰性干扰滤波效果较好，既可以保持边缘的陡度又能去掉干扰，对高斯分布噪声效果差；

（3）对噪声延续距离小于 $W/2$ 的噪声抑制效果好，W 为窗口长度。

中值滤波是一种非线性滤波方法，其窗口中心点所对应像素的灰度值是用窗口内所有像素的中间值代替，若是奇数个元素，中值是按大小排序后取中间的数值，若偶数个元素，中值是指排序后中间两个元素灰度值的平均值，所以它能较好地保持物体的边缘。选取一块实验数据生成的DSM深度影像（图3.1）进行中值滤波平滑，结果如图3.2所示，从图中可以看出，一些孤立噪声点被平滑掉了，而建筑物边缘同时被保持的较好。

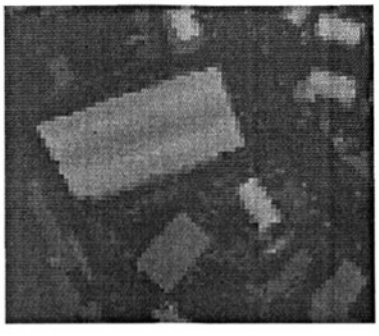


图3.1　DSM深度影像

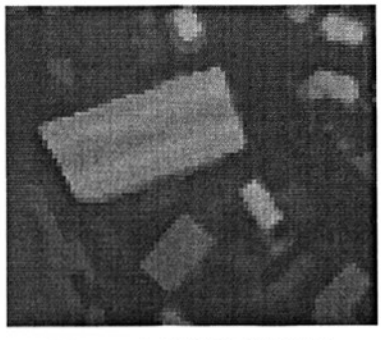


图3.2　中值滤波平滑结果

3.2 DSM 深度影像分割滤除地面点

从DSM中提取建筑物的第一步就是DSM分割，将DSM中存在建筑物的区域分离开，使得建筑物区域相互独立。由于目前已经存在较为成熟的基于影像的分割算法，将DSM数据按照高程进行灰度量化生成DSM深度影像，就可以选择合适的影像分割算法对其进行分割，滤除地面部分得到独立的建筑物区域。

3.2.1 图像分割的相关理论

图像分割是将图像分成一些有意义的区域，然后对这些区域进行描述，相当于提取出某些目标区域图像的特征，判断图像中是否有感兴趣的目标。图像分割的基础是像素间的相似性的跳变性。所谓“相似性”是指在某个区域内像素具有某种相似的特性，如灰度一样，纹理相同；所谓“跳变性”是指特性不连续，如灰度突变等。从总体上说，图像分割就是把图像分成若干有意义的区域的处理技术。这些区域互不交叠，在每一个区域内部的某种特性或特征相同或相近，而不同区域间的图像特征则有明显差别，即同一区域内部特性变化平缓，相对一致，而区域边界处则特性变化比较剧烈。区域内是一个所有像素都有相邻或相接触像素的集合，是像素的连通集。在一个连通集中任意两个像素之间，都存在一条完全由这个集合的元素构成的连通路径。连通路径是一条可在相邻像素间移动的路径。所以在一个连通集中，可以跟踪在任意两个像素间的连通路径而不离开这个集合。

图像分割是由图像处理到图像分析的关键步骤，也是一种基本的计算机视觉技术。图像的分割，目标的分离，特征的提取和参数的测量将原始图像转化为更抽象更紧凑的形式，使得更高层的分析和理解成为可能。多年来已经提出了上千种类型的分割算法。

对于图像分割方法可以分为三组：阈值化，基于边缘的分割，基于区域的分割。阈值化是最简单的分割处理，用一个被称为阈值的亮度常量来分割物体和背景，在整个图像上既可以施加单个阈值（全局阈值），也可以依赖图像部分而改变的阈值（局部阈值），一般使用阈值检测来自动确定阈值，如果事先知道分割后的图像的某种性质，阈值的确定可以按照确保该性质得以满足的条件来选择。例如：自适应法阈值分割，波峰法分割等。基于边缘的分割依赖于由边缘检测找到的图像边缘，这些边缘表示出图像在灰度、色彩、纹理等方面不连续的位置，常用的方法有边缘松弛法，Hough变换等。基于区域分割的基本思想是将图像划分为最大一致性的分区，一致性的准则可以是基于灰度、色彩、纹理、形状、模型(使用语意信息)等为标准，选择出来的描述区域的性质，对具体

的区域增长分割的形式、复杂度、先验信息的数量有影响，常用算法有：区域归并，区域分裂，分水岭分割等。

尽管图像分割算法有很多，人们还在不断的研究，由于尚无通用的分割理论，已提出的分割算法大都是针对具体问题的，并没有一种适合于所有图像的通用的分割算法。只有针对具体图像的空间域和变换域分布特点，选用合适的分割算法，同时对待具体模型采用具体的改进。

3.2.2 基于 DSM 深度影像的阈值分割

灰度级阈值化是比较简单的分割处理，很多目标区域或图像区域表征为不变的反射率或其表面光的吸收率，可以通过一个亮度常量即阈值(threshold)来分割目标和背景。图像 R 的完全分割是区域 $R_1 ... R_s$ 的有限集合：

$$R = \bigcup R_i \quad (i \in (1,...s)) \quad R_i \cap R_j = \phi \quad i \neq j$$

完全分割可以在简单的场景中通过阈值化处理得到。阈值化是从输入图像 f 到输出图像 g 的如下变化：

$$g(i,j) = \begin{cases} 1, & 当 f(i,j) \geq T \\ 0, & 当 f(i,j) < T \end{cases}$$

其中 T 是阈值，对于目标的图像元素 $g(i,j)=1$，对于背景的图像元素 $g(i,j)=0$ (或反之亦然)。基于阈值分割的方法其关键在于阈值的检测确定，如果将所有灰度值大于或等于某阈值的像素都判属于某目标，则所有灰度值小于该阈值的像素将被排除在目标之外。如果阈值选取的过高，过多的目标区域将被划分为背景；相反如果选取的过低，过多的背景将被划分到目标区。根据不同类型的图像可采用不同的方法来确定分割阈值。

由于DSM深度影像的灰度值和其数据的高程值成线性关系，高程值越高对应的像素灰度值就越高，且地面部分像素的灰度值一般低于建筑物部分，则在影像的灰度直方图上，波峰往往由地面部分的像素点形成。所以本论文采用基于灰度直方图的波峰法来对DSM深度影像进行阈值分割。将地面部分看作是图像的背景，其余部分作为图像的前景。

阈值的确定可以通过灰度直方图的统计得到。首先，对DSM深度影像进行灰度统计构成直方图。横坐标为灰度值，纵坐标为具有该灰度值的像素个数。直方图通常是有关图像的唯一可得的全局信息。分析直方图的波形，求得两个最高波峰，然后在这两个波峰之间由低到高找到第一个波谷，该波谷的阈值即为分割阈值。

某些情况下会出现找出的两个波峰靠得很近，对于现实的数据来说，这两部分都为地面部分。照此方法求得的阈值有可能是错误的需加以条件约束。假设找到的两个波峰之间的灰度差小于预先设定的最小灰度差，就在这两个波峰范围外搜索第三个最高的波峰，并用这个波峰来代替前两个波峰中较低的波峰，然后再进行后续的阈值选择[11]。

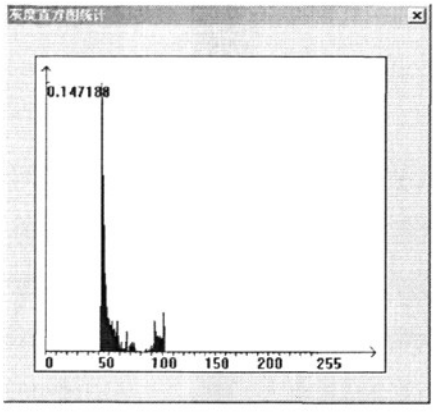


图3.3 原图影像灰度直方图

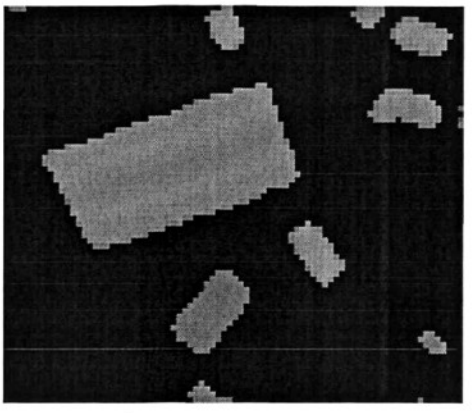


图3.4 分割后的DSM深度影像（阈值：80）

从上图可以看出，经过初步的阈值分割，地面部分已经基本被分割出去。此时图中只剩下建筑物部分和一些树木、电线杆等小面积目标，还需要进一步的处理。

3.3 小面积目标的滤除

3.3.1 理论基础

在分割后的DSM深度影像中，有一些其他高出地面的目标，例如汽车、电线杆、独立的树木、成片的树林等都需要滤除掉。在预处理的平滑过程中，已经处理掉一些此类目标，分割以后还需要进一步的使用一些判断准则来将建筑物与其他目标区分开来。可以从建筑物的几何信息出发，使用一定的几何规则进行判断。主要包括面积或周长、形状、高度等。

（1）面积或周长

在城区中，建筑物一般来说是有一定的面积的，相对于其他独立的高出地面的目标而言，建筑物的面积一般是较大或者是中等规模。同样的，建筑物面积较大，该建筑物的轮廓线周长也较长，因此使用区域的面积或周长作为一个重要的判断准则，设定一个面积或周长阈值，将面积或周长较小的区域滤除掉。通常该阈值按照城区内最小的那些建筑物的面积或周长来设置，这样可以把DSM深度影像中大量的孤立树木滤除。当然，一些特别小的建筑物，也会被滤除掉。

（2）形状

现实中的建筑物都是经过精心设计并满足一定规则形状的。一般而言，相邻的墙面之间通常构成一个直角。实际上，直角结构或者是由直角结构组合而成的建筑物往往占据着城区建筑物的主要的部分。一些不满足直角结构的建筑物也可能可以被分解成为一些直角部分的集合。这样就可以通过形状约束将成片的树林等一些高出地面的非建筑物目标滤除掉。

（3）高度

这是一个明显的几何规则，对于城区(尤其是一些繁华地段)的建筑物而言，建筑物一般是高大巍峨的。当区域内的平均高度小于一定的阈值时，该区域所对应的可能是汽车、花坛等其他目标，需要滤除，但同时也可能将居民区的一些低矮的建筑物滤除掉。

本文通过约束面积对分割后的影像进行测量，去除小面积的非建筑物目标。

3.3.2 标号法面积测量去除小面积目标

所谓标号法，就是图像中不同的目标都有唯一识别的号数。在同一目标当中，所有的像素点的标号都是一致的，而不同目标之间是完全不同的。在图像面积测量中，首先必须对图像进行分割。为了区分互不连通的区域以便分别计算其面积，需对图像进行标号操作。本论文采用8连通判别算法对目标进行标号，具体过程如下：

（1）从左到右，从上到下逐个像素扫描图像。

（2）若某点的左上、正上、右上及左前点共4个点的像素值都不为目标，则把数标加1，且此数组值为1。

（3）采用（行坐标，列坐标）方式标记目标。

若遇到当前像素点为目标，依次判断该像素点的右上、正上、左上及左前点是否为目标，优先级依次降低的顺序为右上点、正上点、左上点及左前点。右上点的优先级最高，而左前点的优先级最低。

（4）若右上点为目标，则当前点跟右上点，并标记和右上点相同的值。

（5）若右上点不为目标，则判断正上点。

（6）同理，若当前点的右上点、正上点都不为目标，则同样的方法依次判断左上点，若左上点也不为目标，则再判断左前点。

（7）若如：当前点的右上点、正上点、左上点及左前点都不为目标，则当前点的值在原来的标记上加1，以此标记来作为另一目标的区别。

（8）其中有一特别调整：若当前点的右上点及左前点为不同标记，正上点和左上点不为目标，则当前点标记同右上点置相同的值。此时从头到尾扫描图像，把所有同左前点标记相同的像素值都标记成与右上点同样的值。有多少个像素点转换，则统计右上点像素值（标记值）的数组就加多少。而把统计左前点的像素值（标记值）的数组置0。

（9）依次逐行扫描，直至扫描结束。

通过对图像目标进行标号后，可以对不同目标的面积进行测量。方法是对相同标号的点进行累加，之后得到目标像素点的总和，总和再乘以每个像素所代表的面积将得到图像中目标相近的面积。如果对总和的大小进行限制就可以去除图像中的小面积目标。

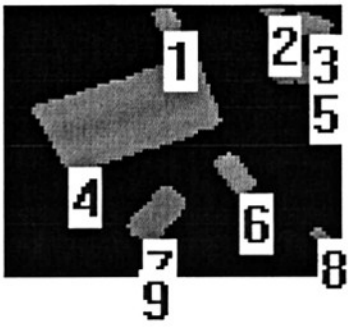


图3.5　标号效果图

由于该算法需对目标影像的像素分别进行从左到右，从左上到右下，从右下到左上的三次扫描，同时还要不断的改变标号，因此运行的速度较慢，但其最大的优点在于可以直接计算出每个像素块像点的个数。

从图3.4所示的经过直方图阈值分割后的影像中可以看出，仅使用阈值分割的方法能去除地面部分，但对于高出地面部分的树木等则显得无能为力。图3.6是经过标号法面积测量去除小面积目标后的DSM深度影像，可以看出把图3.4中的那些小面积目标很好的滤除掉了。

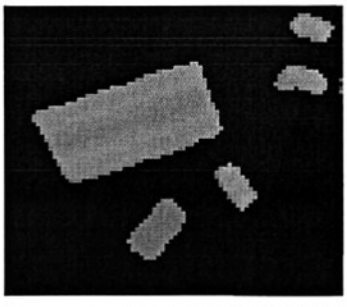


图3.6　面积测量小面积目标滤除

第四章　建筑物提取

建筑物边缘特征是构成建筑物模型的重要信息，能够描述建筑物结构和几何特征，大多数建筑物的特征线均为直线，检测到建筑物的各个直线特征就意味着检测到了建筑物的主要结构信息。由此可见，建筑物直线特征的检测是建筑物提取的重要工作。建筑物上的边缘特征主要是阶跃边缘，构成这种边缘的地方往往都是不同区域之间连接的地方，由于高差突变产生边缘，故称“阶跃”。LIDAR点云中用点坐标描述建筑物的表面模型，因此在阶跃边缘附近点的高程会有较大的变化。在实际的建筑物模型中，阶跃边缘占绝大多数，且主要由直线形状的边缘构成。由于LIDAR数据是一种新型的数据源，传统的边缘检测算法在LIDAR数据中的检测效果如何还未有结论，传统的边缘检测算法使用的数据主要是规则GRID格式的图像数据，能够达到比较不错的边缘检测效果。管海燕等人对常用的边缘检测算法在普通图像边缘检测中的效果进行了比较，其中包括Roberts、Sobel、Prewitt、Kirsch、Laplacian、Canny，结果发现Canny算子的边缘检测效果比较好，其他的则稍差一些[18]。Canny边缘检测算法是由Canny于1986年提出的[19]，该算子具有非常出色的边缘检测效果和稳定性，被广泛用于影像中的目标提取、模式识别等领域。因此，本文先用Canny算子检测出DSM深度影像中建筑物的阶跃边缘，然后通过改进的Hough变换算法规格化矩形建筑物的边缘，完成明显独立矩形建筑物的提取。

4.1 常用的边缘检测算子

4.1.1 图像的边缘检测

图像的边缘对人的视觉有重要意义，人类视觉系统识别物体很大程度上依赖边缘。边缘蕴含了丰富的内在信息（如方向、阶跃性质、形状等），是图像识别中抽取图像特征的重要属性。两个具有不同灰度值的相邻区域之间存在边缘，边缘是灰度不连续的结果，这种不连续常可利用求导数方便地检测到。边缘特征不仅可以用于图像分割和纹理分析，也是三维目标提取的重要信息源。

微积分中用导数描述连续函数的变化，图像函数依赖于两个变量，即图像平面的横纵坐标。因此，描述边缘的检测算子使用偏导数。图像函数的变化可以用指向图像函数最大增长方向的梯度表示。梯度方向（与边缘方向垂直）上的边缘具有典型性。下图给出了几种标准的边缘剖面：

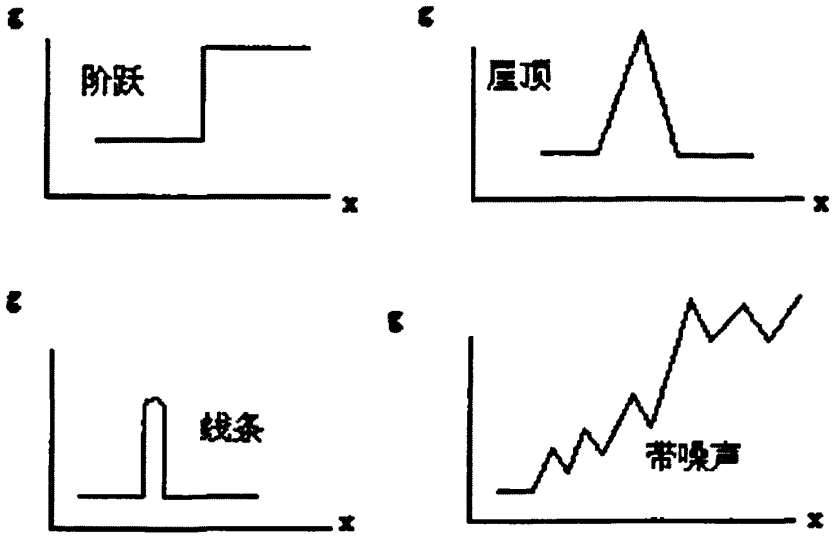


图4.1 标准的边缘剖面

边缘检测是图像分析的经典研究课题之一，目前的理论和方法仍在不断地改进和发展。边缘检测首先检测出图像局部特性的不连续，然后再将这些不连续的边缘像素连成完整的边界。边缘的特性表现为沿边缘走向的像素变化平缓，而垂直边缘方向的像素变化剧烈。所以从这个意义上说，检测边缘的算法就是检测出符合边缘特性的边缘像素的数学算子。

4.1.2 常用的边缘检测算子

1、Roberts算子

Roberts算子采用的是对角方向相邻的两个像素之差，是一种利用局部差分算子来寻找边缘的算子。Roberts算子只使用当前像素的2*2邻域，其算子表示如下：

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

由式子表示如下：

$$G[i,j]=[(f[i.j]-f[i+1,j+1])^2+(f[i+1,j]-f[i,j+1])^2]^{1/2}$$

其中，$G[i,j]$表示处理后(i,j)点的灰度值，$f[i,j]$表示处理前该点的灰度值。$f(i,j)$是具有整数像素坐标的输入图像。

Roberts算子的主要缺点是对噪声的高度敏感性，原因在于使用了很少几个像素来近似梯度。

2、Sobel算子

Sobel 算子是先做加权平均，再微分，然后求梯度。即：

$f(i-1,j-1)$	$f(i,j-1)$	$f(i+1,j-1)$
$f(i-1,j)$	$f(i,j)$	$f(i+1,j)$
$f(i-1,j+1)$	$f(i,j+1)$	$f(i+1,j+1)$

与 Sobel 算法的算子：

$$\begin{bmatrix}-1 & -2 & -1\\ 0 & 0 & 0\\ 1 & 2 & 1\end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix}1 & 0 & -1\\ 2 & 0 & -2\\ 1 & 0 & -1\end{bmatrix}$$

进行卷积运算。两个卷积核的最大值作为该点的输出位。由式子表示如下：

$$\Delta G_i = f(i-1,j+1)+2f(i,j+1)+f(i+1,j+1)-f(i-1,j-1)-2f(i,j-1)-f(i-1,j+1)$$

$$\Delta G_j = f(i-1,j-1)+2f(i-1,j)+f(i-1,j+1)-f(i+1,j-1)-2f(i+1,j)-f(i+1,j+1)$$

$$G[f(i,j)] = |\Delta G_i| + |\Delta G_j|$$

3、Prewitt算子

Prewitt算子如下：

$$\begin{bmatrix}-1 & -1 & -1\\ 0 & 0 & 0\\ 1 & 1 & 1\end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix}1 & 0 & -1\\ 1 & 0 & -1\\ 1 & 0 & -1\end{bmatrix}$$

同Sobel算子相同，图像中的每个点都用这两个核进行卷积，取最大值作为输出。

4、Krisch算子

Krisch算子如下：

$$\begin{bmatrix}5 & 5 & 5\\ -3 & 0 & -3\\ -3 & -3 & -3\end{bmatrix} \begin{bmatrix}-3 & 5 & 5\\ -3 & 0 & 5\\ -3 & -3 & -3\end{bmatrix} \begin{bmatrix}-3 & -3 & 5\\ -3 & 0 & 5\\ -3 & -3 & 5\end{bmatrix} \begin{bmatrix}-3 & -3 & -3\\ -3 & 0 & 5\\ -3 & 5 & 5\end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix}-3 & -3 & -3\\ -3 & 0 & -3\\ 5 & 5 & 5\end{bmatrix} \begin{bmatrix}-3 & -3 & -3\\ 5 & 0 & -3\\ 5 & 5 & -3\end{bmatrix} \begin{bmatrix}5 & -3 & -3\\ 5 & 0 & -3\\ 5 & -3 & -3\end{bmatrix} \begin{bmatrix}5 & 5 & -3\\ 5 & 0 & -3\\ -3 & -3 & -3\end{bmatrix}$$

图像中的每个点都用8个掩模进行卷积，每个掩模都对某个特定边缘方向做出最大响应，所有8个方向中的最大值作为边缘幅度图像输出。

5、Laplacian算子

Laplacian 算子是线性二次微分算子，定义为：

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

是各向同性的微分算子，与梯度算子一样，具有旋转不变性。

离散情况下，Laplacian算子如下：

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \text{ 或 } \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

4.2 Canny 边缘检测算子

4.2.1 Canny 算子理论基础

在众多的边缘检测算法中，Canny于1986年提出的基于最优化算法的Canny边缘检测算子，具有很好的信噪比和检测精度，得到了广泛的运用，这主要是因为它提出了迄今为止定义最为严格的边缘检测的三个标准，另外就是其相对简单的算法使得整个计算过程可以在较短的时间内实现。

Canny研究了最优边缘检测器所需要的特性，给出了评价边缘检测性能优劣的3个指标：

（1）好的信噪比，即将非边缘点判为边缘点和将边缘点判为非边缘点的概率要低；

（2）好的定位性能，即检测出的边缘点要尽可能位于实际边缘的中心；

（3）对单一边缘仅有唯一响应，即单个边缘产生多个响应的概率要低，并且虚假响应边界应得到最大抑制。

Canny推导出新的检测算子是基于如下的几个概念：

（1）边缘检测是针对一维信号和前两个最优标准表达的，用微积分可以得到完整的解。

（2）如果加上第三个标准，需要通过数值优化的办法得到最优解。该最优滤波器可以有效地近似为标准差为σ的高斯平滑滤波器的一阶微分。

（3）然后将边缘检测算子推广到二维情况。阶跃边缘由位置、方向和可能的幅度来确定。将图像与一个对称的二维高斯做卷积后再沿梯度方向(与边缘方向垂直)微分，就构成了一个简单而有效的方向算子。

数学推导如下：

设二维高斯函数如下式所示：

$$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp(\frac{1}{2\sigma^2}(x^2+y^2))$$

其某一方向$\vec{n}$上$G(x,y,\sigma)$的一阶方向导数为：

$$G_n=\frac{\partial G}{\partial n}=\vec{n}\nabla G$$

式中$\vec{n}=\begin{bmatrix}\cos\theta\\ \sin\theta\end{bmatrix}^T$，$\nabla G=\begin{bmatrix}\frac{\partial G}{\partial x}\\ \frac{\partial G}{\partial y}\end{bmatrix}$，$\vec{n}$是方向矢量，$\nabla G$是梯度矢量，将图像$f(x,y)$与$G_n$做卷积，同时改变$\vec{n}$的方向，$G_n*f(x,y)$取得最大值时的$\vec{n}$（即$\frac{\partial(G_n*f(x,y))}{\partial\theta}=0$时对应的方向）就是正交于检测边缘的方向。由下列等式：

$$\frac{\partial(G_n*f(x,y))}{\partial\theta}\frac{\partial\left[(\cos\theta\cdot\frac{\partial G}{\partial x})*f(x,y)+(\sin\theta\cdot\frac{\partial G}{\partial y})*f(x,y)\right]}{\partial\theta}=0$$

可得：

$$tg\theta=\frac{\frac{\partial G}{\partial y}*f(x,y)}{\frac{\partial G}{\partial x}*f(x,y)}\qquad\cos\theta=\frac{\frac{\partial G}{\partial x}*f(x,y)}{|\nabla G*f(x,y)|}\qquad\sin\theta=\frac{\frac{\partial G}{\partial y}*f(x,y)}{|\nabla G*f(x,y)|}$$

因此，对应于$\frac{\partial(G_n*f(x,y))}{\partial\theta}=0$的方向$\vec{n}$为下列等式所示：

$$\vec{n}=\frac{\nabla G*f(x,y)}{|\nabla G*f(x,y)|}$$

在该方向上$G_n*f(x,y)$有最大输出相应，决定了边缘强度

$$|\nabla G(x,y)*f(x,y)|=\left|\cos\theta(\frac{\partial G(x,y)}{\partial x})*f(x,y)+\sin\theta(\frac{\partial G(x,y)}{\partial y})*f(x,y)\right|$$

在实际运算中，将原始二维卷积模板分解为两个一维的行列滤波器$\frac{\partial G(x,y)}{\partial x}$和$\frac{\partial G(x,y)}{\partial y}$来提高速度，然后把两个一维模板分别与$f(x,y)$进行卷积，得到：

$$E_x = \frac{\partial G(x,y)}{\partial x} * f(x,y) \qquad E_y = \frac{\partial G(x,y)}{\partial y} * f(x,y)$$

则边缘强度可以表示为：$A(i,j) = \sqrt{E_x^2(i,j) + E_y^2(i,j)}$

垂直边缘的方向可以表示为：$\alpha(i,j) = \frac{E_x(i,j)}{E_y(i,j)}$

4.2.2 Canny 边缘检测算法

Canny定义边缘点为该卷积在边缘梯度方向上区域最大值的点，检测步骤如下：

（1）用高斯滤波器对图像进行滤波，去除图像中的部分噪声；

（2）用高斯算子的一阶微分对图像进行差分，得到每个像素梯度的大小和方向；

（3）对梯度进行非最大值抑制找到边缘的位置，非最大值抑制是指在与边缘垂直的方向上寻找局部最大值；

（4）计算边缘强度；

（5）对边缘图像做滞后阈值化处理，消除虚假响应。

4.2.3 Canny 边缘检测结果与分析

建筑物的边缘是阶跃边缘，阶跃边缘是由高程的突变形成的，高程较高的点构成了边缘的上半部分，相邻的高程较低的点构成了边缘的另一部分。常用的边缘检测算子认为较高的点和较低的点中间部分是边缘的位置，而在LIDAR数据中，在边缘附近高程较高的点才是实际的建筑物边缘，在影像中就是寻找边缘梯度方向上梯度最大值点。Canny算子的方向性使得它的边缘检测和定位效果优于其它算子，具有更好的边缘强度估计，能产生梯度方向和强度两个信息，由于Canny算子的优越性能，本文利用其对DSM深度影像进行边缘检测。对图3.5所示的滤除小面积目标后的DSM深度影像Canny边缘检测效果如图4.2所示：

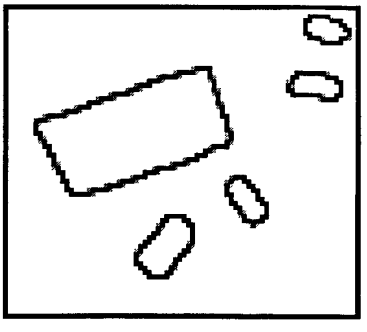


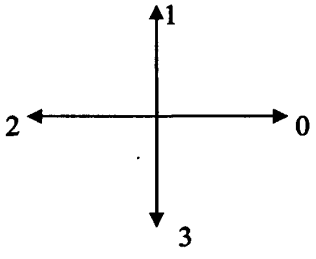
图4.2　Canny边缘检测效果$\sigma = 0.01$

4.3 建筑物边界跟踪

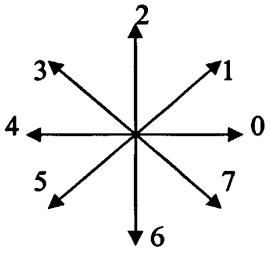
4.3.1 链码跟踪理论基础

边界跟踪效果的好坏主要取决于三个因素，第一个因素是跟踪的起始点的选取，如果起始点选取的不好，会给算法的设计增加难度。第二个是跟踪准则的选取，准则既要便于理解和分析，又要便于程序设计。第三个是终止条件，设定搜索过程结束的条件。边界跟踪常用的表达形式有链码、边界段、多边形、标记等，本文采用的是最简单也是最常用的链码表达形式。

链码是对边界的一种编码表示方法，其特点是利用一系列具有特定长度和方向的相连的直线段来表示目标的边界。因为每个线段的长度固定而方向数目取为有限，所以只有边界的起点需用（绝对）坐标表示，其余点都可以只用连续方向来代表偏移量。采用链码表示只需要一个起点坐标和其余点的方向坐标，相对于坐标值表示可以大大减少边界表示所需的数据量。常用的有4—方向链码和8—方向链码。



4—方向链码



8—方向链码

图4.3　常用的链码表示

4.3.2 基于 8—方向链码的边界跟踪算法

边界跟踪的基本方法是：先根据某些严格的“探测准则”找出目标物体轮廓上的像素，再根据这些像素的某些特征用一定的“跟踪准则”找出目标物体上的其他像素。本文使用的是经过优化的探测算法，该算法不是对每一个边界像素周围的八个点进行判断，而是依据前一个边界点来确定后一个初始判断方向。具体做法如下：

（1）按行列顺序对提取边缘后的图像进行分析；

（2）搜寻到第一个边缘点，将该点作为建筑物的边缘起点 $S(k)=(x(k),y(k)),k=0$，把该点记录下来；

（3）用 C 表示当前被跟踪的边缘点，即令 $C=S(k)$，按逆时针方向在 C 的八邻域点

中搜索，定义初始方向是左上方 0 方向，判断该点是否为目标点，是则记下其坐标，k 值加 1，若不是目标点则沿顺时针方向旋转45°，一直找到目标点；

（4）找到目标点后，令$C=S(k)$，把这个目标点作为新的边界点，在当前跟踪的基础上逆时针旋转90°，重复（3），用同样的方法跟踪下一个边界点，直到回到起始点$S(k)=S(0)$为止，完成一个建筑物边缘点的搜索和边缘点坐标记录排序的过程。然后沿$S(0)$所在行继续搜索下一个建筑物边缘点。

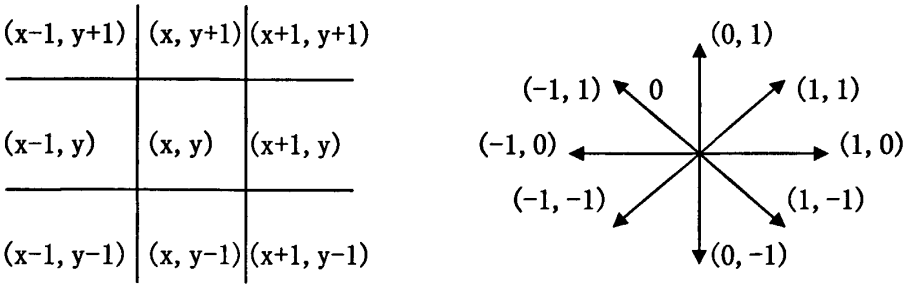


图4.4 链码存储结构示意图

在实施链码边界跟踪的实验时定义了一个方向数组：

Direction[8][2]={{-1,1},{0,1},{1,1},{1,0},{1,-1},{0,-1},{-1,-1},{-1,0}}

图4.4中的左图说明了像点（x，y）与其周围8邻近网格之间的位置关系，确定像点（x，y）某一i方向上的相邻网格的像点坐标直接由（x+Direction[i][0]，y+Direction[i][1]）可得，图中的右图则说明了链码的方向约定，本文采用的是8—方向链码，其转化关系直接对应于数组Direction。

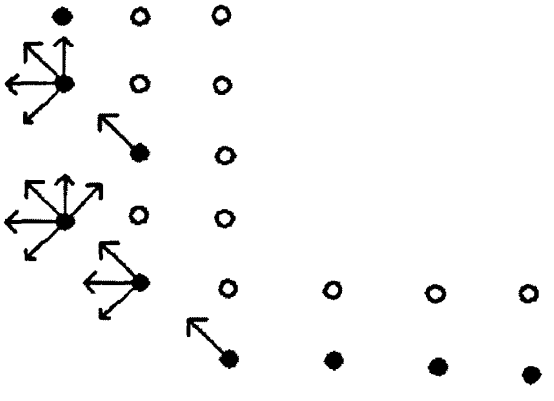


图4.5 边界跟踪算法

图4.5所示的这种边界跟踪算法的示意图，其中箭头代表搜索方向。由图可以看出利用该算法需要不断的更改搜索方向，使用Direction[8][2]数组可以很方便的解决问题。

4.4 改进的 Hough 变换规格化矩形建筑物边缘

4.4.1 引言

LIDAR深度影像中建筑物的形状复杂多样，其中最广泛的是矩形房屋结构。对矩形建筑物的提取，国内外学者开展了许多研究：文献[20]先由人工给定建筑物的初始角点，再通过统计屋顶主方向，对Hough变换的搜索范围和搜索角度进行限制，从而确定出屋顶边缘，然后利用最小二乘法对边缘进行精确对中，实现了建筑物的有效提取。文献[21]提出了一种几何约束与影像分割相结合的半自动房屋提取方法，提取稳定性较好。但这两种方法需要过多的人工干预，操作起来不太方便。文献[22]首先利用传统Hough变换获得直线段的端点坐标，再根据直线段的端点坐标消除虚假直线段的过连接，并根据直线段的角度、距离条件合并直线段，最后通过直线段上的若干点，利用最小二乘法拟合出一条最佳直线，通过计算最佳直线的交点确定建筑物的角点坐标，完成建筑物的半自动提取。这种方法需要进行两步Hough变换，计算起来比较复杂。文献[23]采用知觉分组的概念将直线分组来提取可疑建筑物，然后利用阴影信息对提取结果进行确认，但一个建筑物中的阴影有时可能会被建筑物自身遮盖或是落入相邻的建筑物中，因而使阴影信息的利用出现问题。文献[24]通过建立各直线的相对位置关系图，计算各直线相互关系的代价函数，最后利用代价函数最小准则提取矩形。这种方法能够比较有效地完成复杂图形的矩形房屋提取，但建立直线关系图所需的存储空间是巨大的。

本文探讨了一种利用改进的Hough变换从DSM深度影像中提取矩形建筑物的方法。该方法充分利用了Hough变换的参数空间数据，通过检测平行直线段来获得矩形中两平行直线段的端点坐标。根据这两条平行直线段的端点坐标和矩形建筑物边缘的垂直、平行条件，准确地计算直线的交点确定建筑物的角点坐标，完成影像中矩形建筑物的提取。

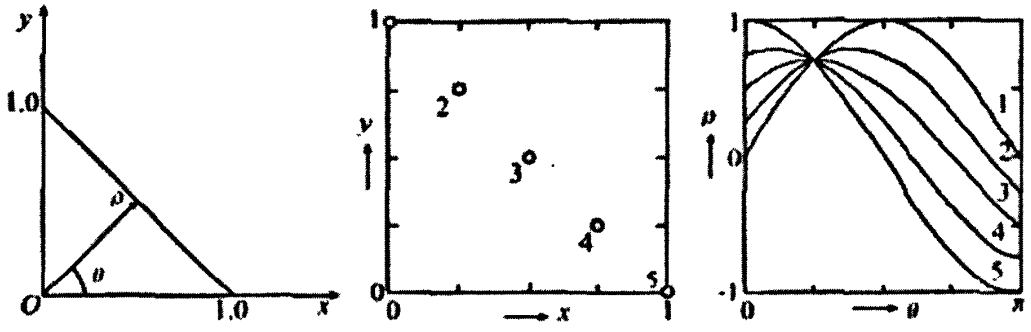
4.4.2 Hough 变换

Hough变换是Hough于1962年提出的形状匹配技术，用于检测图像中的直线、圆、抛物线等形状能够用一定函数关系描述的曲线，在影像分析、模式识别等领域中得到了成功的应用。Hough变换是利用图像全局特性而将边缘像素连接起来组成区域封闭边界的一种方法，其基本原理是将影像空间中构成曲线（包括直线）的点变换到参数空间中，通过检测参数空间中的极值点确定出该曲线的描述参数，得到该曲线(或直线)的方程。

直线 $y=ax+b$ 的 Hough 变换通常采用的直线模型为：

$$r=x\cos(\theta)+y\sin(\theta) \tag{4.1}$$

其中 (r,θ) 定义了一个从原点到线上最近点的向量，这个向量与该直线垂直。r 是从原点引到直线的垂线长度；θ 是垂线与 x 轴正向的夹角。对于影像空间直线上任意一点 (x,y)，Hough变换将其映射到参数空间 (r,θ) 的一条正弦曲线上，由于影像空间内的一条直线由一对参数 (r_0,θ_0) 唯一的确定，因而该直线上的各点变换到参数空间中的各正弦曲线必须都经过点 (r_0,θ_0)（如图4.6所示），在参数空间中这个点的坐标就代表了影像空间这条直线的参数，因此，检测影像中直线的问题就转化为检测参数空间中的共线点的问题。由于存在噪声及特征点的位置误差，参数空间中所映射的曲线并不严格通过某一点，而是在一个小区域中出现一个峰。只要检测峰值点，就能确定直线的参数。



（a）直线的极坐标表示　　（b）直线上的点　　（c）直线的极坐标表示

图4.6　Hough变换

Hough变换算法是先将参数空间 (r,θ) 量化，然后根据式（4.1）将图像空间中的每一点 (x_i,y_i) 映射到Hough空间中的一组累加器 $Hough(r_i,\theta_i)$，满足上式的每一点，将使对应的所有累加器中的值加1。如果图像中包含一条直线，则有一个对应的累加器会出现局部最大值，设定一个阈值，若该局部最大值大于该阈值，则说明有直线存在。通过检测Hough空间中的局部最大值，可以确定与该条直线对应的一对参数 (r,θ)，从而把该直线检测出来。在实际的应用中需注意量化的大小，如果 r 和 θ 量化的过粗，则参数空间的凝聚效果较差，找不出直线准确的 r 和 θ 值。如果量化的过细，那计算量将增大，因此必须兼顾这两方面，取合适的量化值。

4.4.3 Hough 变换的特点

Hough变换具有明了的几何解析性。在预先知道区域形状的条件下，利用Hough变换可以方便地得到边界曲线而将不连续的边缘像素点连接起来。其突出特点是抗干扰能力强，对被检测图像的噪声不敏感，即使待检线条有小的扰动或断裂，甚至虚线，进行Hough变换后，在参数空间仍能得到明显的峰值点[25]。但Hough变换也存在着局限性：

（1）通过 Hough 变换参数空间的最大值检测得到的直线，是由一些共线点组成的，不管其是否连通，一些离散的点或一些相距较远的线段都可能被认为是一条直线。也就是说，传统的 Hough 变换不能检测出线段，检测到的是一些共线的点，即在某个方向上共线的点最多且共线点的数目超过事先给定的阈值，就是传统 Hough 变换索要检测到的结果；但是在一些检测直线的实际应用中，线段的端点、长度方位等属性是十分重要的；

（2）直线 $r = x\cos(\theta) + y\sin(\theta)$ 是否存在仅由它上面像素的个数决定，而不管这些像素是连续的还是离散的。从而导致过连接及虚假端点现象的出现；

（3）由于实际计算时所考虑的 r 值及 θ 值是离散的。某条直线 (r_1,θ_1) 的部分像素有可能也同时被认为是与它成一微小夹角的另一直线 (r_2,θ_2) 上的点，特别是 r，θ 值的间隔稍大时，这样重复计算出的直线会更多；

（4）由于参数坐标下 (r,θ) 均为离散值，相应的提取的直线也为离散值，因而提取的直线精度较差[26-28]。

4.4.4 改进的 Hough 变换算法

针对上述缺点，本文对传统的Hough变换进行了改进。其基本思想是：充分利用Hough变换的参数空间数据，通过检测平行直线段来获得矩形中两平行直线段的端点坐标。对检测到的结果进行后处理，根据矩形建筑物边缘的垂直、平行条件计算得到角点坐标，完成建筑物边缘的直线检测。基本过程如下：

（1）Hough变换：初始化一个变换域 r,θ 空间的二维数组 $Hough[r][\theta]$，r 方向上的量化数目为图像对角线方向像素数，θ 方向上的量化数目为90（角度0-180，每格2度）。并定义一结构体Line记录线段的端点坐标。顺序搜索图像中的建筑物边缘像素点，按式（4.1）逐点进行Hough变换，在变换域 $Hough[r][\theta]$ 对应的各点上加1，并对组成该条线段的像素点坐标按y顺序找到最高点和最低点，并保存至Line中。

结构体Line定义如下：

```
typedef struct
{
    int botx;//最低点x坐标
    int boty;//最低点y坐标
    int topx;//最高点x坐标
    int topy;//最高点y坐标
} Line;
```

（2）平行直线段检测：首先利用结构体Line定义两个对象Line1和Line2来记录两平行直线的端点坐标，同时定义另外一个结构体MaxValue，并定义两对象MaxValue1和MaxValue2来记录变换域$Hough[r][\theta]$中的两个最大值点。然后求出变换域$Hough[r][\theta]$中的最大值点，即检测到的最长的直线，将描述该条直线的参数r_1,θ_1和两端点坐标分别记录在MaxValue1和Line1中。再将最大值点及其附近的点清零，求出变换域中的第二个最大值点，将r_2,θ_2和两端点坐标分别记录在MaxValue2和Line2中。判断这两个最大值点对应的两条直线是否平行，若平行，即$|\theta_1-\theta_2|\le 2$，则保存这两条直线的端点坐标、角度和距离参数；否则结束。

结构体MaxValue定义如下：

```
typedef struct
{
    int value;//记录 Hough[r][θ]中的最大值
    int distance;//记录 Hough[r][θ]中最大值对应的r
    int angle; //记录 Hough[r][θ]中最大值对应的θ
} MaxValue;
```

（3）计算矩形建筑物的四个角点：设第一个$Hough[r][\theta]$最大值点对应的直线为1，第二个最大值点对应的直线为2，直线1的最高点坐标为(x_{11},y_{11})，最低点为(x_{11},y_{11})，直线2的最高点和最低点分别为(x_{21},y_{21})和(x_{22},y_{22})。需要分情况对(x_{11},y_{11})、(x_{11},y_{11})、

(x_{21},y_{21})和(x_{22},y_{22})进行调整，以确定矩形建筑物的四个角点。

a: $x_{11}\approx x_{12}$时，直接比较直线1、直线2的最高点和最低点的y坐标，就可以确定出矩形建筑物的四个角点。

先比较直线1和直线2的最高点，即比较y_{11}与y_{21}，若$y_{11}<y_{21}$，使$y_{11}=y_{21}$；相反，若$y_{11}\geq y_{21}$，则使$y_{21}=y_{11}$。

同理，再比较直线1和直线2的最低点，即比较y_{21}与y_{22}，若$y_{12}>y_{22}$，使$y_{12}=y_{22}$，相反，若$y_{12}\leq y_{22}$，则使$y_{22}=y_{12}$。

b: $x_{11}\neq x_{21}$时，设直线1的斜率为k_1，直线2的斜率为k_2，因为直线1和直线2平行，所以$k_2\approx k_1=\dfrac{y_{11}-y_{12}}{x_{11}-x_{12}}$。则直线1的方程为：

$$y=\frac{y_{11}-y_{12}}{x_{11}-x_{12}}(x-x_{11})+y_{11} \tag{4.2}$$

直线2的方程为：

$$y=\frac{y_{11}-y_{12}}{x_{11}-x_{12}}(x-x_{21})+y_{21} \tag{4.3}$$

据此就可求得过直线1的最高点(x_{11},y_{11})且垂直于直线1的直线3的方程为：

$$y=-\frac{x_{11}-x_{21}}{y_{11}-y_{21}}(x-x_{11})+y_{11} \tag{4.4}$$

计算直线3与直线2的交点(x_3,y_3)得：

$$\begin{cases} x_3=\dfrac{(y_{11}-y_{21})(x_{11}-x_{12})(y_{11}-y_{12})+x_{11}(x_{11}-x_{12})^2+x_{21}(y_{11}-y_{12})^2}{(x_{11}-x_{12})^2+(y_{11}-y_{12})^2} \\ y_3=\dfrac{(y_{11}-y_{12})}{(x_{11}-x_{12})}(x_3-x_{21})+y_{21} \end{cases} \tag{4.5}$$

若$y_3\geq y_{21}$，则$x_{21}=x_3,y_{21}=y_3$；反之，若$y_3<y_{21}$，则求过直线2的最高点(x_{21},y_{21})且垂直于直线2的直线3方程：

$$y=-\frac{x_{11}-x_{12}}{y_{11}-y_{12}}(x-x_{21})+y_{21} \tag{4.6}$$

与直线1的交点(x_1,y_1)得：

$$\begin{cases} x_1=\dfrac{(y_{21}-y_{11})(x_{11}-x_{12})(y_{11}-y_{12})+x_{21}(x_{11}-x_{12})^2+x_{11}(y_{11}-y_{12})^2}{(x_{11}-x_{12})^2+(y_{11}-y_{12})^2} \\ y_1=\dfrac{(y_{11}-y_{12})}{(x_{11}-x_{12})}(x_1-x_{11})+y_{11} \end{cases} \tag{4.7}$$

并使$x_{11}=x_1,y_{11}=y_1$。

同理，计算过直线1最低点(x_{12},y_{12})的垂线4与直线2的交点(x_4,y_4)：

$$\begin{cases} x_4=\dfrac{(y_{12}-y_{21})(x_{11}-x_{12})(y_{11}-y_{12})+x_{12}(x_{11}-x_{12})^2+x_{21}(y_{11}-y_{12})^2}{(x_{11}-x_{12})^2+(y_{11}-y_{12})^2} \\ y_4=\dfrac{(y_{11}-y_{12})}{(x_{11}-x_{12})}(x_4-x_{21})+y_{21} \end{cases} \tag{4.8}$$

若$y_4 \le y_{22}$，使$x_{22}=x_4,y_{22}=y_4$；若$y_4 > y_{22}$，则求过直线2的最低点(x_{22},y_{22})的垂线4与直线1的交点(x_2,y_2)：

$$\begin{cases} x_2=\dfrac{(y_{22}-y_{21})(x_{11}-x_{12})(y_{11}-y_{12})+x_{22}(x_{11}-x_{12})^2+x_{11}(y_{11}-y_{12})^2}{(x_{11}-x_{12})^2+(y_{11}-y_{12})^2} \\ y_2=\dfrac{(y_{11}-y_{12})}{(x_{11}-x_{12})}(x_2-x_{11})+y_{11} \end{cases} \tag{4.9}$$

使$x_{12}=x_2,y_{12}=y_2$。

综合以上两种情况，就可求得矩形建筑物的四个角点。

（4）绘制规格化的矩形建筑物边缘：有了矩形建筑物的四个角点坐标和直线1的角度、距离参数(r_1,θ_1)，再根据矩形建筑物边缘的垂直、平行条件，就可求得直线2，过最高点的直线3和过最低点的直线4的角度、距离参数(r_2,θ_2)、(r_3,θ_3)和(r_4,θ_4)：

$$\begin{cases} \theta_2=\theta_1 \\ r_2=x_{21}\cos\theta_2+y_{21}\sin\theta_2 \end{cases} \tag{4.10}$$

$$\begin{cases} \theta_3=\theta_1+90°,若\theta_1+90°>180°,\theta_3=\theta_1+90°-180° \\ r_3=x_{11}\cos\theta_3+y_{11}\sin\theta_3 \end{cases} \tag{4.11}$$

$$\begin{cases} \theta_4=\theta_3 \\ r_4=x_{12}\cos\theta_4+y_{12}\sin\theta_4 \end{cases} \tag{4.12}$$

根据式（4.10）、（4.11）和（4.12）提供的参数，就可绘制出直线化的边缘。

需要注意的是：因为建筑物的主方向是不定的，可能是正南方向的，也可能是东南方向或西南方向的，所以在绘制直线1、直线2、直线3和直线4的时候，需要确定起始点。对于正南方向的建筑物，绘制起来比较容易；对于西南或东南方向的（如图4.7所示），在绘制直线1的时候，从 y_{12} 开始，接着比较 x_{11} 和 x_{12} 的大小，若 $x_{11} < x_{12}$，从 x_{11} 开始绘，相反则从 x_{12} 开始绘；而在绘制直线4的时候，要先比较 y_{12} 和 y_{22}，再比较 x_{12} 和 x_{22}，若 $y_{12} < y_{22}$，从 y_{12} 开始，同时再从 x_{12} 和 x_{22} 中的较小者开始绘制，相反则从 y_{22} 开始。同理，在绘制直线2的时候，要从 y_{22} 开始再比较 x_{21} 和 x_{22}；在绘制直线3的时候，要先比较 y_{11} 和 y_{21}，再比较 x_{11} 和 x_{21}。

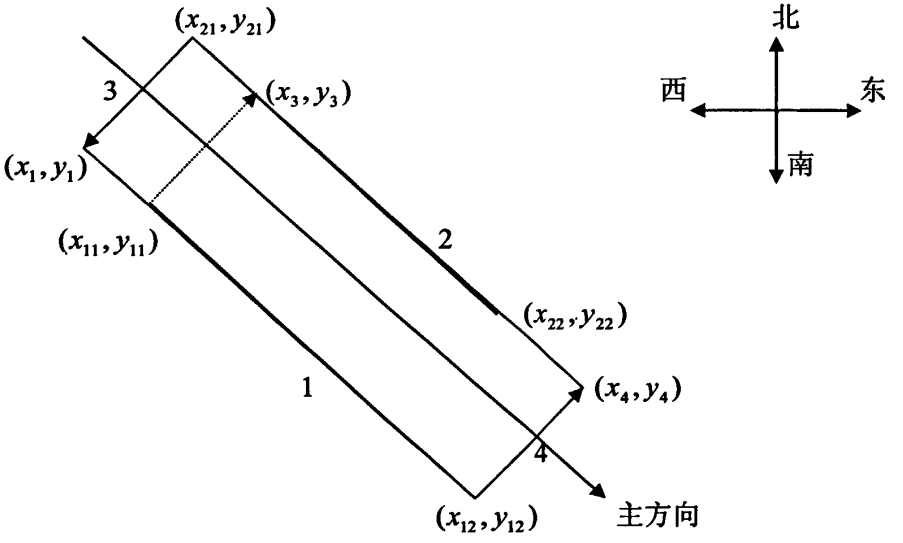
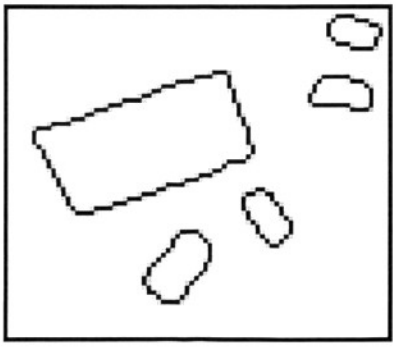


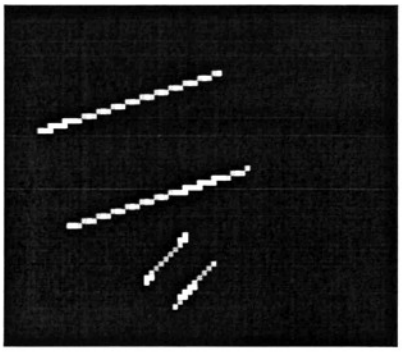
图4.7　改进的Hough变换算法

4.4.5 实验结果及分析

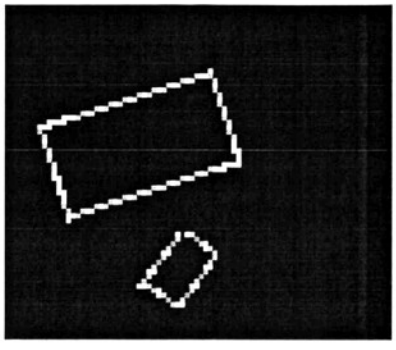
利用改进的Hough变换算法提取矩形建筑物，首先要对检测到的边缘进行边界跟踪，得到单像素的闭合边界，如图4.8(a)所示。边界跟踪之后的Hough变换是在一个闭合且完整的边界内进行的，会使参与Hough变换的边缘像素点减少，Hough变换的时间也会相应地减少，对线段的检测也会少一些干扰。然后进行平行直线段的检测，如图(b)所示。并计算建筑的四个角点坐标，完成矩形建筑物边缘的直线化提取，最终结果如图(c)所示。图(d)是将提取的直线化的建筑物边缘叠加在DSM深度影像上的结果，可以看出，利用本方法提取的直线与建筑物边缘吻合地较好，定位精度较高。



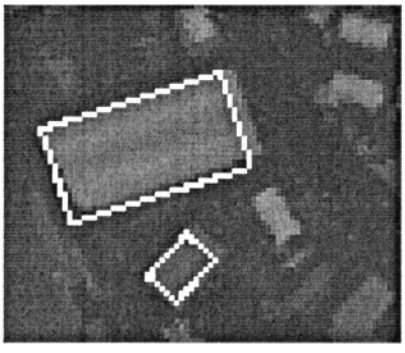
(a) 边界跟踪



(b) 平行直线段检测



(c) 边缘直线化



(d) 图像叠加

图4.8 改进的Hough变换算法规格化矩形建筑物边缘

传统Hough变换是一种经典的直线检测算法，但是其缺点也是明显的。本文利用改进的Hough变换算法，检测平行直线段，并利用两平行直线段的端点坐标有效地确定了建筑物的四个角点坐标，完成了矩形建筑物的提取，取得了较好的效果。实验证明，该提取方法不仅速度快，精确度较高，而且不需要人工参与，降低了工作量，是一种可行的方法。由于该方法是在边缘检测的基础上提取直线，提取的精度受到边缘检测精度的制约，具有一定的局限性。因此算法还需要进一步的研究优化，以提高精度并使其适应于复杂建筑物的提取。

第五章　总体实验与分析

5.1 实验资料与实验平台

5.1.1 原始实验数据

本文所采用的原始实验数据是经过LIDAR原始数据预处理之后得到的三维离散点云坐标数据，其格式是以大地测量坐标系形式存储的ASCII文本文件，每一记录包括X、Y、Z坐标值和反射强度值，它们的排列是无规律的。本文实验的区域中大约有1,000,000个离散点，覆盖的城区面积约1平方公里，且比较平坦。文件格式如图5.1所示：

```
393043.57 5792000.83    86.57    99
393042.00 5792000.82    86.40   113
393040.44 5792000.82    86.65    39
393039.03 5792000.79    86.62    35
393037.42 5792000.78    86.32    39
393036.03 5792000.75    86.40    27
393034.42 5792000.74    86.07    71
393032.85 5792000.73    86.09    35
393031.44 5792000.70    86.09    21
393030.03 5792000.70    86.12    20
393028.46 5792000.69    86.12    16
......
```

图5.1　原始数据文件

5.1.2 实验平台

图5.2为基于航空LIDAR点云数据提取建筑物的实验平台Lidar的界面。它是在Visual C++ 6.0的编译环境下编制程序实现的，该实验平台主要实现了以下功能：

（1）原始离散数据的预处理，读入原始ASCII码文本文件，采用规则地址格网算法对原始数据进行存储检索，然后采用距离加权平均法内插生成以ASCII码文本文件存储的DSM数据文件。

（2）DSM深度影像的生成，读入ASCII码DSM数据文本文件，按照高程进行灰度量化，生成并显示DSM深度影像。

（3）DSM深度影像的预处理，包括DSM深度影像的平滑（采用中值滤波平滑），DSM深度影像的分割（采用直方图阈值分割算法），使用标号法对独立目标进行面积测量，通过对面积阈值进行限制去除小面积目标。

（4）建筑物的提取，边缘检测取得建筑物的轮廓，边界跟踪获得连续的建筑物边界，采用改进的Hough变换算法进行矩形建筑物边界的规格化。

（5）实现了影像的基本显示功能：内插和叠加；内插可以通过放大、缩小图像来改变图像的精度，叠加用以查看建筑物提取的准确性。



图5.2　基于航空LIDAR点云数据提取建筑物的实验平台Lidar的界面

5.2 点云数据预处理实验

5.2.1 离散点云数据的读入

采用规则地址格网算法，将离散数据排序并去除不需要的反射强度值，得到如图5.3所示的数据文件。其中第一行为总点数n，第二行为X，Y，Z坐标的最小值，第三行为X，Y，Z坐标的最大值，接下来为在X坐标1米间隔内按“之”形排序后的离散点的三维X，Y，Z坐标值。

```
942904
393000.01   5792000.03    73.69
393999.98   5792999.99   147.76
393000.42   5792000.25    86.50
393000.32   5792000.91    86.56
393000.98   5792002.95    86.45
393000.78   5792003.75    86.47
393000.75   5792004.95    86.48
393000.64   5792005.49    86.54
393000.96   5792006.04    86.58
393000.76   5792006.58    86.75
393000.19   5792007.79    86.67
......
```

图5.3　排序后数据文件

5.2.2 DSM 内插

用距离加权平均法，将不规则分布的离散点进行规则格网重采样，内插得到DSM，格网大小为500×500，格网间距为2m，数据存储为ASCII码文本文件，每一行记录包括X、Y、Z坐标值。文件格式如图5.4所示：

```
   500       500
393000.00  5792000.00   86.5054
393002.00  5792000.00   86.4801
393004.00  5792000.00   86.5324
393006.00  5792000.00   86.8440
393008.00  5792000.00   86.4920
393010.00  5792000.00   86.4028
393012.00  5792000.00   86.4326
393014.00  5792000.00   86.3654
393016.00  5792000.00   86.3464
393018.00  5792000.00   86.3222
393020.00  5792000.00   86.2787
......
```

图5.4　DSM数据文件

5.2.3 灰度量化生成 DSM 深度影像

为了能够直观的显示，将DSM按照高程进行灰度量化，得到每一点的像素灰度值，一个坐标点对应一个像素点，生成同DSM格网大小相同的灰度影像，影像大小为500×500像素，影像的灰度值和DSM数据的高程值成线性关系，高程越高对应的像素灰度值就越大，这种灰度影像称为DSM深度影像。如图5.5所示：



图5.5　500×500 DSM深度影像

5.3 DSM 深度影像预处理实验

5.3.1 DSM 影像中值滤波平滑

对由航空LIDAR点云数据生成的DSM深度影像进行中值滤波平滑，滤除噪声点及一些孤立的微小目标，例如：输电杆塔、孤立的树木等。实验结果如图5.6所示：



图5.6　中值滤波影像平滑结果

5.3.2 直方图阈值分割滤除地面点

图5.8是对图5.6进行直方图阈值分割的结果，从图中可以看出，影像分割的结果较好，各房屋区域基本上被分割出来了，为后续处理打下了基础。

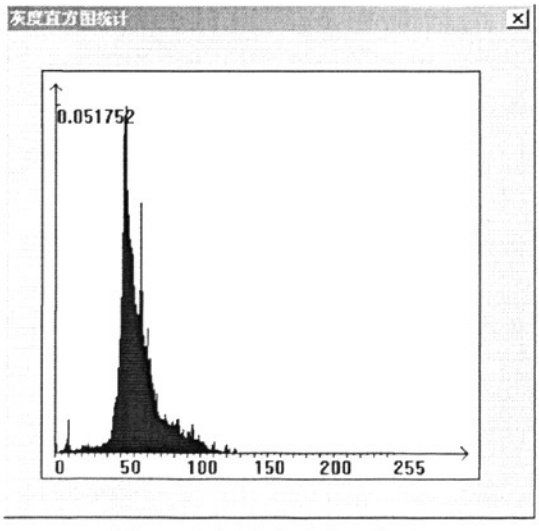


图5.7　原图灰度直方图统计

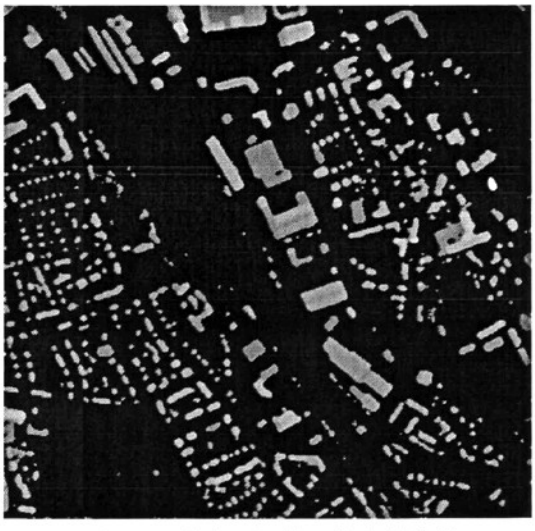


图5.8　直方图阈值影像分割结果

5.3.3 标号法面积测量去除小面积目标

图5.8的分割结果不仅得到了各房屋区域，而且得到了其他一些“假”房屋区域(如：树木、汽车等)，通过标号法面积测量能过滤掉这些“假”房屋区域。图5.9为对各区域进行标号的结果示意图，图5.10为进行面积测量去除小面积目标后的结果，消除区域面积参数设置为50（单位：像素）。从图中可以看出虽然有一些尺寸过小的房屋被滤除掉了，但是主要房屋区域都得以保存，独立的树木、电线杆、车辆等都被滤除掉了。

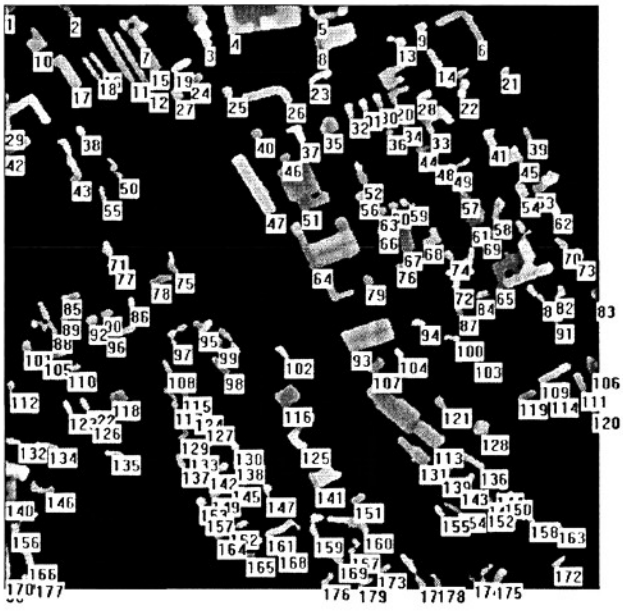


图5.9　区域标号结果图

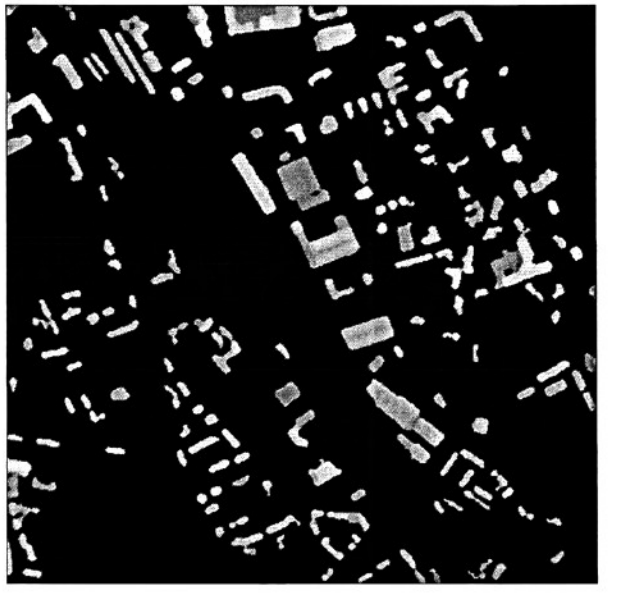
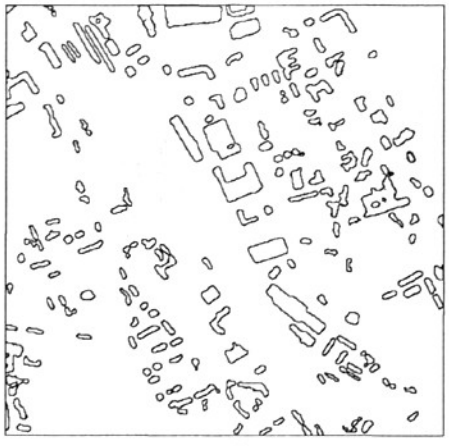


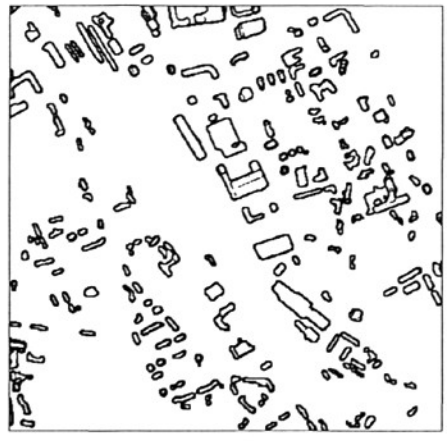
图5.10　标号法面积测量去除小面积目标结果（面积参数：50）

5.4 建筑物边缘检测实验

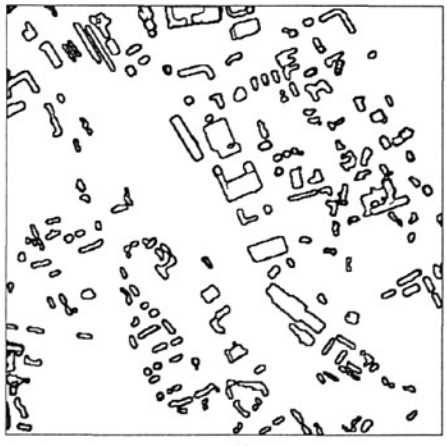
对消除小面积目标后的影像，利用各种算子进行边缘检测实验，结果如图5.11所示：



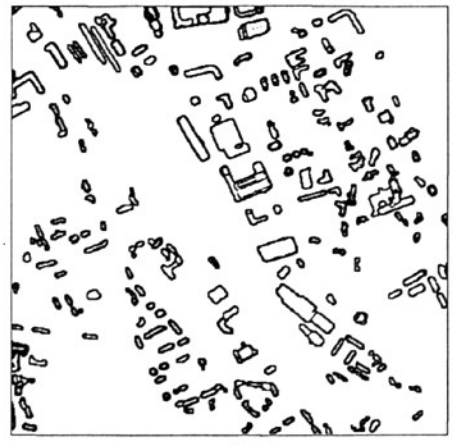
Roberts算子



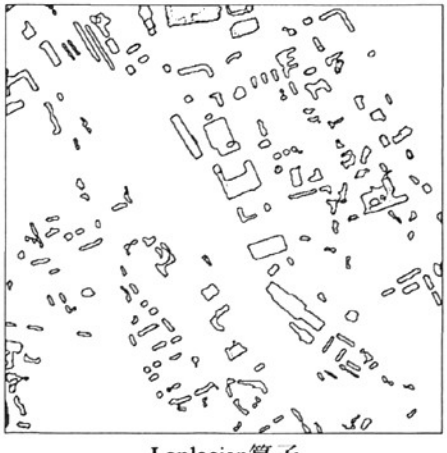
Sobel算子



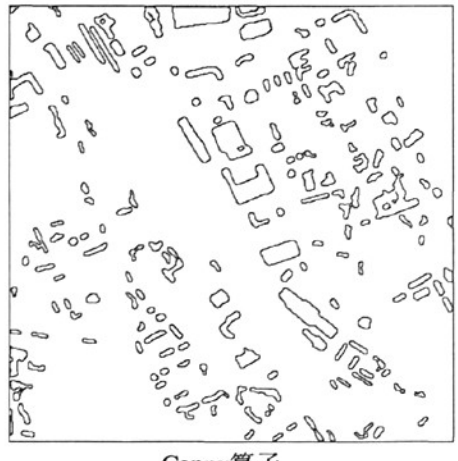
PreWitt算子



Krisch算子



Laplacian算子



Canny算子

图5.11　边缘检测结果

从图像处理的实际效果来看：

1) Roberts算子边缘定位准，但对噪声敏感，适应于边缘明显而且噪声较少的图像。

2) Sobel算子和Prewitt算子都是加权平均，有一定的噪声抑制能力，抑制噪声的原理是通过像素平均。但是像素平均相当于对图像的低通滤波，并且加权平均边宽≥2像素，即在检测阶跃边缘时得到的边缘宽度至少为2个像素，所以Sobel算子和Prewitt算子对边缘的定位不如Roberts算子。不同的是Sobel算子中邻域的像素对当前像素产生的影响不是等价的，所以距离不同的像素具有不同的权值，对算子结果产生的影响也不同。一般来说，距离越大，产生的影响越小。

3) Sobel算子和Prewitt算子并不是各向同性的，检测出的边缘并不是完全连通的，由一定程度的断开，解决这个问题的方法是把它们扩展成8个方向。Krisch算子就是8个模板的卷积运算，即对图像中的每个点都用8个掩模进行卷积，每个掩模都对某个特定的边缘方向做出最大响应，因此图像处理效果较Sobel、Prewitt算子的处理效果要好。

4) Laplacian算子基于的是二阶导数的零交叉，具有各向同性，即与坐标轴方向无关，坐标轴旋转后梯度结果不变，因此边缘检测效果较好，但是其对噪声比较敏感。

5) Canny算子并不只是简单的进行梯度运算来决定像素是否为边缘点，在决定一个像素是否为当前边缘点时，需要考虑其他像素的影响；也不是简单的边界跟踪，在寻找边缘点时，需要根据当前像素及前面处理过的像素来进行判断。由于Canny算子具有独特的性能，使得其边缘检测和定位的结果要优于上述提到的其他的任何算子。

总的来说，Roberts算子和Laplacian算子对具有陡峭的低噪声图像响应较好，而Sobel、Prewitt和Krisch算子都是3×3算子，对灰度渐变和噪声较多的图像处理的效果较好。Canny 算子的方向性使得它的边缘检测和定位优于其他算子，具有更好的边缘强度估计，能产生梯度方向和强度两个信息。

由于Canny算子的优越性能，本文利用其对分割后的影像进行边缘检测。

5.5 明显独立矩形建筑物边界规格化实验

在Canny边缘检测结果的基础上，本文利用改进的Hough变换，检测平行直线段，并利用两平行直线段的端点坐标有效地确定矩形建筑物的四个角点坐标，完成了明显的独立矩形建筑物的提取，取得了较好的效果。实验过程如图5.12~5.15所示，图5.15是将提取的直线化的建筑物边缘叠加在原始DSM深度影像上的结果，可以看出，利用本方法提取的直线与建筑物边缘吻合地较好，定位精度较高。

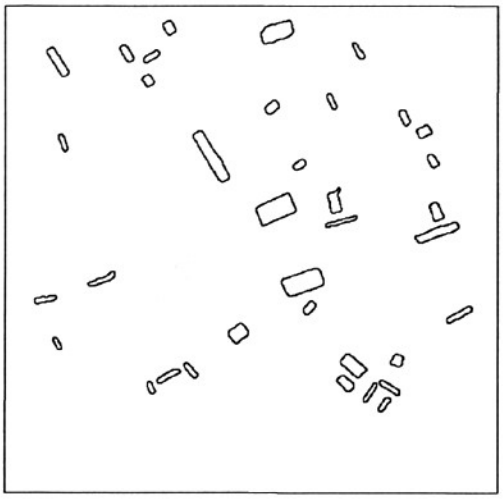


图5.12　Canny算子检测矩形建筑物边缘$\sigma = 0.01$

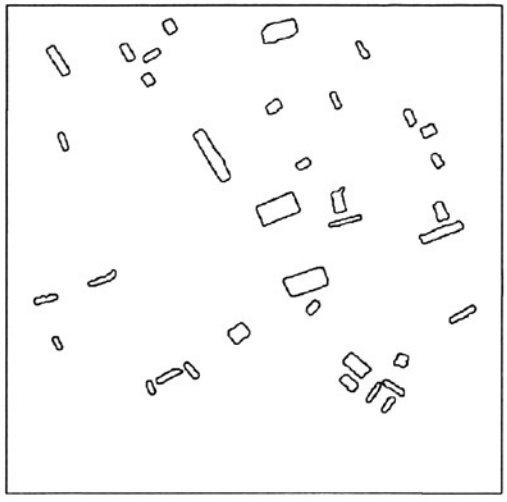


图5.13　边界跟踪

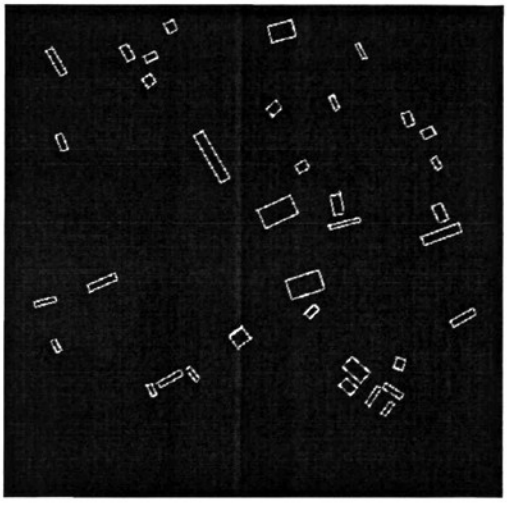


图5.14　改进的Hough变换规格化矩形建筑物边缘



图5.15　图像叠加

第六章 结论与展望

6.1 研究内容与创新

航空LIDAR遥感系统是目前世界上比较先进的三维信息获取技术，是一种正在逐步广泛使用的新型遥感数据测量系统，利用航空LIDAR点云数据自动提取建筑物是许多学者热门的研究内容。本文从航空LIDAR点云数据的特点出发，在无其他辅助数据的情况下，采用数字图像处理技术实现了从航空LIDAR点云数据中城市地区建筑物的提取。技术路线为：首先将LIDAR点云数据内插成规则格网，按照高程进行灰度量化生成DSM深度影像，然后利用图像处理技术进行地面点与非地面点的分割，滤除干扰信息，得到建筑物信息，最后运用边缘检测算子提取建筑物的边缘，并进行后续的处理，得到了比较理想的效果。经过实验验证，得出如下结论：

（1）鉴于LIDAR点云数据的复杂性（数据量大、不规则分布），本文利用相对简单的规则地址格网算法进行数据检索，将无规律分布的海量数据按格网地址进行排序，数据查询时就可以只查询规定范围内的数据，减少了重复查询时间，大大提高了数据的检索速度；然后运用距离加权平均法进行规则格网内插，得到了规则分布的DSM数据，再按高程进行灰度量化生成DSM深度影像，实现了由离散不规则分布的三维坐标数据到灰度影像的转化，为数字图像处理技术的引用奠定了基础。

（2）由于DSM深度影像的灰度值和LIDAR数据的高程值成线性关系，高程值越高对应的像素灰度值就越高，则地面部分像素的灰度值低于建筑物部分，且在影像的灰度直方图上波峰通常由地面部分LIDAR点的像素形成。本文提出了使用直方图阈值限制+标号法面积测量去除小面积目标，并对DSM深度影像进行分割处理，能够有效地分割出建筑物信息，同时去除了非建筑物或小建筑物目标。

（3）由于建筑物的边缘一般表现为阶跃状边缘，本文采用边缘检测算法来提取建筑物的边缘。通过实验分析比较普通边缘检测算法和Canny算子从LIDAR数据中提取建筑物边缘的效果，发现Canny算子检测边缘的效果比较好，这是因为建筑物的边缘是LIDAR数据中边缘梯度中较高点，而Canny算子正是检测梯度最大值点，但也需要注意Canny算子检测边缘时参数的设置也是影响检测边缘效果的重要因素，要通过实验选择合适的参数才能得到理想的建筑物边缘。

（4）本文用活动链码中的简化算法实现了简单的边界跟踪目的，得到了连续的单

像素点组成的闭合边界。该链码跟踪算法初始状态简单，不存在通常的活动边界中存在的初始值问题，它的初始边界包括整个区域的链码边界，也不需要对每一个邻近像素做边界判断，大大提高了运算速度和效率。活动链码还有很丰富的内容和应用空间，值得研究和探讨。

（5）鉴于大多数建筑物的形状都是规则的，它们的边缘满足垂直、平行条件，而由边缘检测得到的边缘通常不规则，不能满足规则建筑物边缘的垂直、平行关系，本文通过对传统的Hough变换进行改进来规格化矩形建筑物边缘。首先进行边界跟踪得到连续的建筑物边缘，然后利用改进的Hough变换算法检测平行直线段，得到矩形建筑物的四个角点，完成独立矩形建筑物边界的规格化，为复杂建筑物的提取奠定了基础。

6.2 进一步工作展望

建筑物的提取是一个复杂的过程，至今没有一种适应于任何影像质量、任何影像环境的建筑物提取方法。本文对基于航空LIDAR点云数据提取平坦城市地区中明显建筑物做了初步的探讨，取得了一些理想的实验结果。但由于城区建筑物的复杂性、多样性，仍然存在一些问题，有待于在今后进一步的完善：

（1）海量LIDAR点云数据存储、检索、可视化的速度不够快，需要提高和改进。规则地址格网算法并不是最快最好的，需要研究更加有效的数据结构优化算法。离散LIDAR点云数据的灰度影像化处理并不是最佳的可视化手段，将LIDAR点云构成三角网，实现大规模DSM的可视化是一个亟待完成的工作。

（2）本文方案中的DSM深度影像特征提取采用的是直方图单阈值分割。在地势较平坦的城区，单阈值分割可以胜任，但对于地面起伏较大的城区，单阈值分割很难满足要求。在今后的研究中可以采取先初步分割，使各个建筑物独立开来，然后对每个区域采用不同的阈值分割。理论上来说，这样做效果要好于单阈值分割。

（3）常用的图像边缘检测算子通常只能处理GRID格式的数据，如果想从空间分布不规则的离散LIDAR点云数据中提取建筑物的阶跃边缘，需要寻求其他的方案，若能充分利用已有的各种边缘检测算法的优点，并将其移植到离散点数据边缘检测的处理上，会得到比较理想的效果。而且，能够有效检测建筑物边缘的算法，基本上对树丛也比较敏感，难以将树丛的边缘和建筑物边缘区分开，因此，检测建筑物边缘必须使用剔除树丛后的数据，才能保证比较准确的建筑物边缘。在今后的研究中，建筑物边缘检测需要考虑更加复杂和细致的处理算法。

（4）本文中提出的改进的Hough变换算法，仅适应于独立矩形建筑物边缘的规格化，不适应于复杂结构的建筑物提取。另外由于该方法是在边缘检测的基础上提取直线，因而提取的精度受到边缘检测精度的制约，在有些地方会产生不是特别准确的结果。因此，需要引入更多的约束条件来优化改进该算法，提高定位精度并使其能适应于复杂结构建筑物的提取。

（5）在规格化建筑物边缘的基础上，可以分析研究各种算法来搜寻各闭合规格化建筑物边缘内的原始激光脚点数据，获得了各个建筑物边缘内的原始激光数据，就可以利用合适的算法来确定建筑物模型从而进行建筑物的快速自动三维重建，这是下一步研究工作的重点。

总之，现实中的建筑物形态千变万化，利用航空LIDAR点云数据自动提取建筑物是一个十分困难的问题，现阶段的研究一般都是针对具体的应用使用具体的处理方法，尚无一种方法能够完全解决所有问题。航空LIDAR作为一种新型的传感器，随着激光测距技术的不断进步与发展和应用的深入，其获取的空间数据会越来越精确，也将会出现更多的问题，短时间内还需要大量的基础性研究工作，在可以预见的将来，新的理论与新的处理方法也将不断涌现，这些问题终究会逐步地得到解决。

参考文献

[1] 张小红. 机载激光扫描侧高数据滤波及地物提取[D]. 武汉：武汉大学，2002.

[2] Baltsavias E P. A comparison between photogrammetry and laser scanning. ISPRS Journal of photogrammetry & Remote Sensing. 1999, 54(2/3).

[3] 隋立春. 微波遥感原理及其应用[M]. 西安：长安大学内部教材，2005.

[4] YongHu. Automated Extraction of Digital Terrain Models, Roads and Buildings Using Airborne Lidar Data[D]. 卡尔加里大学，2003.

[5] 黄先锋. 利用机载LIDAR数据重建3D建筑物模型的关键技术研究[D]. 武汉：武汉大学，2006.

[6] Abdullatif Alharthy, James Bethel. Heuristic Filtering and 3D Feature Extraction from LIDAR Data [A].In: ISPRS Commission III, Symposium 2002[C], Graz, Austria: 2002, September, 9-13.

[7] 尤红建，苏林，李树楷. 基于扫描激光测距数据的建筑物三维重建[J]. 遥感技术与应用，2005，20(4).

[8] 刘修国，张靖，高伟等. Lidar点云数据中建筑物的快速提取[J]. 地球科学——中国地质大学学报，2006，31(5).

[9] Franz Rottensteiner, Christian Briese. A New Method for Building Extraction in Urban Areas from High-Resolution LIDAR Data [A].In: ISPRS Commission III Symposium [C], Graz, Austria: 2002, September, 9-13.

[10] 尤红建，张世强. 组合CCD图像和稀疏激光测距数据的建筑物三维信息提取[J]. 光学精密工程，2006，14(2).

[11] 张栋. 基于LIDAR数据和航空影像的城市房屋三维重建[D]. 武汉：武汉大学，2005.

[12] Guo Tao, Yoshifumi Yasuoka. Combining high resolution satellite imagery and airborne laser scanning data for generating bareland and DEM in urban areas [A].In: International Workshop on Visualization and Animation Of Landscape [C], Kunming, China: 2002, 26-28 February.

[13] Martin Huber, Wolfgang Schickler, Stefan Hinz, Albert Baumgartner. Fusion of LIDAR data and aerial imagery for automatic reconstruction of building surfaces [A].In: May 2003 2nd Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas[C],

Berlin, Germany.

[14] GeorgeVosselman, Sander Dijkman. 3D Building Model Reconstruction from Point Clouds and Ground Plans. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 37-43, 2001.

[15] 梁欣廉，张继贤，李海涛等. 激光雷达数据特点[J]. 遥感信息，2005，3.

[16] 赵常雄. 离散数据的快速存储与检索算法研究[D]. 西安：长安大学，2006.

[17] 汤国安，刘学军，闾国年. 数字高程模型及地学分析的原理与方法[M]. 北京：科学出版社，2005.

[18] 管海燕，郭建星. 常用图像边缘检测算子定位精度对比研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2005, 28(1).

[19] Canny, J. F. A Computation Approach to Edge Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1986, 8.

[20] 周俊，吉小刚，郑战辉. 基于Hough变换的建筑物半自动提取[J]. 测绘科学技术学报, 2006, 23(5).

[21] 张煜，张祖勋，张剑清. 几何约束与影像分割相结合的快速半自动房屋提取[J]. 武汉测绘科技大学学报, 2000, 25(3).

[22] 杨化超，邓喀中，张书毕. 基于Hough变换的航空影像建筑物半自动提取[J]. 测绘科学, 2006, 31(6).

[23] Lin C, Huertas A, Nevatia R. Detection of buildings using perceptual grouping and shadows [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Sciences Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Seattle, Washington, USA, 1994.

[24] Kim T, Muller J P. Development of a graph-based approach for building detection [J]. Image and Vision Computing, 1999, 17(1).

[25] 张剑清，潘励，王树根. 摄影测量学[M]. 武汉：武汉大学出版社, 2003.

[26] 王强，胡维平. Hough变换实时检测算法研究[J]. 计算机工程与设计, 2001, 22(3).

[27] 刘桂雄，申柏华. 基于改进的Hough变换图像分割方法[J]. 光学精密工程, 2002, 10(3).

[28] 陈海新，戚飞虎. 利用梯度方向信息的随机Hough变换[J]. 红外与毫米波学报, 1998, 17(5).

[29] 陈高华，卓东风，夏锡瑞. 基于Hough变换直线检测中的峰值提取[J]. 太原科技大

学学报, 2006, 27(4).

[30] 史册, 徐胜荣, 荆仁杰, 姚庆栋. 实时图像处理中一种快速的直线检测算法[J]. 浙江大学学报（工学版）, 1999, 33(5).

[31] 阎平. LIDAR数据中多层次、多直角房屋的三维重建[D]. 武汉：武汉大学，2005.

[32] 赖旭东，万幼川. 机载激光雷达距离图像的边缘检测研究[J]. 激光与红外，2005，35(6).

[33] 李必军，方志祥，任娟. 从激光扫描数据中进行建筑物特征提取研究[J]. 武汉大学学报（信息科学版），2003，28(1).

[34] 尤红建，苏林. 基于机载激光扫描数据提取建筑物的研究现状[J]. 测绘科学，2005，30(5).

[35] 尤红建，李树楷. 基于稀疏激光采样点的建筑物提取[J]. 中国科学院研究生院学报，2001，18(2).

[36] 尤红建，苏林，李树楷. 利用机载三维成像仪的DSM数据自动提取建筑物[J]. 武汉大学学报（信息科学版），2002，27(4).

[37] 杨淑莹. VC++图像处理程序设计[M]. 北京：清华大学出版社；北京交通大学出版社，2005.

[38] 求是科技. Visual C++数字图像处理典型算法及实现[M]. 北京：人民邮电出版社，2006.

攻读学位期间取得的研究成果

[1] 隋立春，徐花芝，李建武，“德国新型雷达遥感系统TerraSAR—X介绍”，《测绘科学技术学报》，2007年第5期。

[2] 徐花芝，刘建涛，“利用分段三次多项式提取山谷线和山脊线”，《山西建筑》，2007年第9期。

[3] 徐花芝，隋立春，“基于改进的Hough变换方法从LIDAR距离影像中提取建筑物的研究”，长安大学第四届研究生学术年会发表文章，2007年11月。

[4] 崔建军，隋立春，徐花芝，“基于边缘检测算法的LIDAR点云数据建筑物提取研究”，《测绘科学技术学报》，2008年第2期。

[5] 2007年10月～2008年3月，参与了和中交第一公路勘察设计研究院有限公司的联合项目：《航空激光雷达技术在京津塘高速公路改扩建中的应用》。

[6] 2007年08月～2008年4月，参与了和陕西省测绘局的联合项目：《三维地理信息数据采集（基于LIDAR）关键技术研究与试验》。

致谢

在论文完成之际，让我倍受感动的是学习和做论文过程中获得的来自个方面的指导和帮助，这些宝贵的支持给予我完成学业的启迪、鼓励和鞭策，在此谨向他们表达我深切的谢意！

首先，深深感谢我的导师隋立春教授在我硕士学习期间，对我学业上的悉心教导与帮助，生活上的关怀与照顾。隋老师学识渊博，思维开阔，治学态度严谨，这都将使我终身受益。从隋老师那里我学习到的不仅仅是一些知识，更重要的是学习到了思考的方法、做事的方式以及做人的态度，这深深的影响了我，将是我一生享用不尽的宝贵财富。隋老师不仅是良师更是益友，在此向老师致以崇高的敬意和衷心的感谢。

在这里，还要感谢博士生崔建军老师，感谢他对我的帮助与支持。同时也感谢师弟、师妹赵旦、辛麒、王雪、赵莹，这两年来我们互相学习，互相帮助，共同进步，与他们的交流让我获益甚多。

感谢室友王志新、卜晓翠、王静，共同度过了美好充实的学习时光，在我困难的时候，他们的鼓励与帮助是我坚持与前进的动力。同时感谢所有关心和帮助过我的老师、同学、朋友。

最后，衷心感谢我的亲人们，他们对我的关怀与照顾是我今生最大的幸福，他们的理解和祝福是我不断前进的恒久动力。