

西南交通大学

硕士学位论文

基于影像的LIDAR数据三维建筑物提取算法

姓名：李涛

申请学位级别：硕士

专业：大地测量学与测量工程

指导教师：岑敏仪

20070601

摘要

随着“数字城市”的快速发展和城市建设规划水平的不断提高,为了建立城市三维建筑物模型,急切需要及时、准确地提取出三维建筑物,而传统的摄影测量方法已经很难满足这一需要。近几年 LIDAR 技术的出现,为解决这一问题提供了新的途径。由于 LIDAR 点云数据数据分布、间隔、密度等特性,使得单独从点云数据中提取三维建筑物非常困难,因而该领域吸引了国内外众多学者参与研究,提出了各种各样的提取算法。本文提出了一种新的具有普遍适用性的机载 LIDAR 数据三维建筑物提取算法。

首先,论文对 LIDAR 系统的原理、组成和应用分别进行了介绍。然后以原始 LIDAR 数据和与之对应的数字影像为实验数据,对影像进行处理,利用形态学方法提取出影像中二维建筑物。同时对原始 LIDAR 数据进行规则格网化处理以便后续数据处理。接着通过将处理后影像和 LIDAR 数据粗匹配,初步确定 LIDAR 数据中的三维建筑物区域。最后再利用梯度阈值等操作对该初始三维建筑物区域进行改进,准确提取出所有的三维建筑物。

基于影像的 LIDAR 数据三维建筑物提取算法基本不受地形和建筑物形状的限制,可以在一个大范围面积内一次性、低成本快速提取所有建筑物,适应性强。实验表明了新算法的有效性和可行性。

关键词: 激光扫描测距 建筑物提取 匹配

Abstract

With the development of cyber city and the enhancement of urban planning level, it is very important to create 3D building model based on the prompt and accurate extraction of 3D building data. However, the traditional photogrammetry satisfies this requirement hardly. The Light Detection and Ranging (LIDAR) technology that appeared in recently years will offer a new way to resolve this problem. Because the characteristic of original LIDAR cloud data, such as form, density and spacing, in which 3D buildings are difficulty extracted purely. Many researchers have been attempting to study in this domain and developed several approaches for extracting building from LIDAR cloud data. This paper proposes a new practical algorithm for 3D building extraction from airborne LIDAR data.

Firstly, the fundamental, components and application of LIDAR system are introduced respectively in this paper. Secondly, the original LIDAR data and digital image of the area are taken as experimental data and then the 2D buildings are extracted by processing the image. And the original LIDAR data has to be interpolated onto regular grid for data processing later. Thirdly, candidate regions for 3D buildings in LIDAR data are detected by matching the external image and LIDAR data. Finally, these initial building regions can be improved by the technique such as gradient threshold and all 3D buildings may be extracted precisely later.

The new algorithm of 3D buildings extracted from LIDAR data based on the image is not affected by the terrain and building's shape. It will extract all 3D buildings in a wide range at low cost. Therefore, it has a wide range of application. The experimental results show the efficiency and feasibility of the new algorithm.

Key Words: Light Detection and Ranging; Building Extraction; Matching

第1章 绪论

1.1 问题的提出

随着信息社会的不断发展,“数字地球”、“数字城市”的提出,城市表面信息的提取显得日趋重要。在城市规划、城市管理、智能交通、应急救援等方面,迫切需要准确、快速、及时地建立三维城市表面信息。其中城市三维建筑物的提取,三维建筑物模型(Digital Building Model, DBM)的建立,是其不可缺少的重要环节。

在过去的几十年里,随着数字摄影测量和计算机视觉等技术的发展,很多学者对从航空影像中提取城市表面信息,尤其是建筑物信息做了大量的努力,提出了很多种方法。但是由于城市表面信息的复杂性,如阴影、树木、遮挡、断裂等影响,这些方法几乎没有一种能够提取准确真实的城市表面信息,而且这些方法很少能够普遍应用。对于城市中的建筑物,由于其形状、大小、建筑物材料等方面的特殊性和复杂性,使得三维建筑物的提取变的尤为困难。

LIDAR (Light Detection and Ranging) 是近几年发展起来的一种能够快速获取地面三维数据的高新技术,是继 GPS 空间定位系统之后又一项测绘技术新突破,是一种崭新的革命性的测量工具。它能够在很短时间内满足低成本、高密度、高精度、高效率的作业需求,完成大面积区域的地面三维数据获取。因此有专家预言,利用 LIDAR 系统做地面三维数字地形测量在不久的将来会替代传统测量(包含摄影测量)方法。目前在遥感、摄影测量、数字地球、数字城市、林业等领域 LIDAR 系统正在变成为一个日常的作业工具。机载 LIDAR 地面三维数据获取方法比传统的测量方法生产数据更具外业成本和后处理成本低的优点。目前广大用户急需低成本、高密集、快速度、高精度的数字高程数据或数字表面数据,机载 LIDAR 技术正好满足这个需求,使它成为各种测量应用中深受欢迎的一个高新技术。LIDAR 技术的出现,使得快速建立城市三维模型成为现实,也为解决城市建筑物三维提取开辟了一条新途径。

但是由于 LIDAR 数据分布的不连续性和不规则性,以及数据密度等因素的影响,直接利用 LIDAR 数据进行城市表面信息提取比较复杂,尤其是在地形起伏较大的区域(如山区),很难做到一次性大面积进行建筑物三维提取。若将 LIDAR 数据和航空影像结合起来,通过影像中大量的灰度、纹理等信息有效弥补 LIDAR 点云数据的缺陷,探索地形起伏大的地区三维建筑物的高效率和高精度一次性提取算法,将对促进 LIDAR 技术的发展,解决城市建筑物三维数据的有效提取具有重要的应用价值。

1.2 国内外研究现状

目前对LIDAR的研究,由于数据获取原因,国外较多,国内相对较少。最近几年,激光雷达被广泛地应用于城市三维数据分析中,各种方法已经被用于提取城市表面信息。李英成等对LIDAR系统进行了概括性的描述,从原理、组成、应用等方面对LIDAR系统进行了介绍^[1];尤红建等人对机载LIDAR数据的三维建筑物提取现状进行了较详细的总结,通过对几类建筑物提取方法进行了较详细的分析,指出利用激光扫描数据提取建筑物可以分为两大类,第一类是单纯以获取的机载激光测距数据来提取建筑物,第二类是融合激光测距数据和其他相关信息的建筑物提取,如融合IKONOS高分辨率卫星影像来提取建筑物,最后论述了我国基于稀疏激光数据的建筑物自动提取的研究进展。

杨海全等人提出基于知识的LIDAR数据提取方法。首先选取地物类型比较单一的区域,对LIDAR数据值的强度进行直方图统计,利用直方图对地物进行简单的分类,得到所有的非地面点信息。然后选择合适大小的窗口对非地面点信息进行判断,计算窗口内每两个点的高程差,同时计算出每个点的高程值方差。最后作者以提取树木为例,将区域划分为若干个 $3\text{m} \times 3\text{m}$ 窗口,分别对每一个窗口进行树木脚点的提取。提取过程分为两种窗口内LIDAR点个数大于5个和小于5个两种情况,每种情况对应一组判断准则,当窗口范围内的点对应满足判断条件时,可判断它为树木点。它在地物单一的情况下,可以对地物进行非常有效的提取。

Paolo Gamba对SAR影像和LIDAR数据分别提取出DSM,然后用相同的方法提取具有明显特征的建筑物,并对两者提取结果的准确度、精度等方面进行了比较,结果表明和SAR影像相比,LIDAR数据进行DSM和建筑物提取时具有更好的表现。因为在城市地区,由于空间分辨率、建筑物几何形状引起的多向散射、遮挡和系统本身的噪声影响,使得从IFSAR影像中进行DTM的分析变的困难起来。因为LIDAR数据在高程和距离测量中较高的精度,使得提取出来的建筑物能够更好的保持原来的形状特征^[3]。

另外,还有一些研究是从原始 LIDAR 数据中提取 DTM^[4]。首先对 LIDAR 点云数据进行规则格网化处理并用中值滤波去除粗差并平滑数据后,用 Delaunay 算法计算表面的 TIN 模型,并对每个三角形的法向量和高差进行判断,然后使用区域增长的办法来获取道路信息,最后人工选择一些道路点作为种子点,通过改变每一个格网的高程得到 DTM。它在区域生长时候,道路很容易被噪声干扰,种子点的自动选取也较困难。另外一些研究则从采用基于低通梯度的方法对 LIDAR 数据进行分类、分层来进行信息的提取^[5],这种方法简单,便于操作,但是准确度不够。

总的来说,用 LIDAR 数据进行城市表面信息的提取,主要有三类,一类是用 LIDAR 数据单独进行城市表面三维建筑物提取,另外一类就是结合 LIDAR 数据和多光谱影像信息进行城市三维建筑物信息提取,还有一类就是结合 LIDAR 数据和其他如电子地图等数据源进行建筑物三维建筑物提取。

1.2.1 单独用 LIDAR 数据提取三维建筑物

用 LIDAR 数据单独进行三维建筑物提取,主要有两种不同的处理方法。第一种方法直接利用 LIDAR 点云数据生成 DSM (Digital Surface Model),利用面积、高程、梯度阈值来进行建筑物提取^[6]。用这种方法进行城市表面信息提取,首先是发现、分类高于周围地表的物体,进而对建筑物进行提取,基本流程如图 1.1 所示。

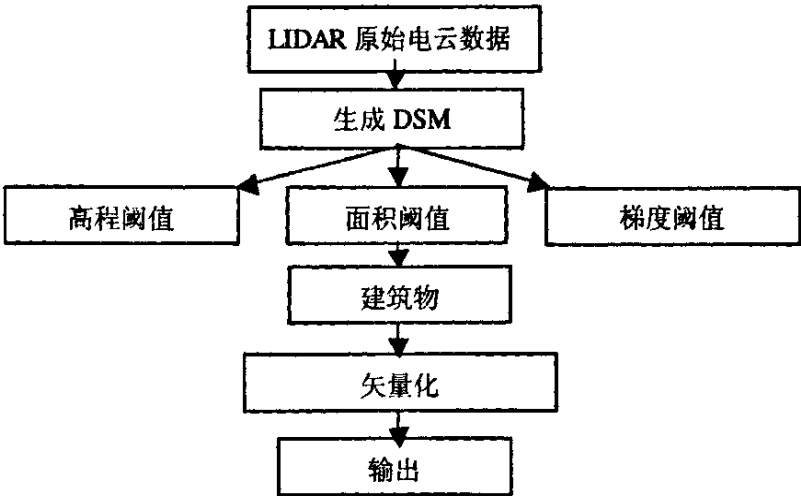


图 1-1 LIDAR 数据进行建筑物提取流程

G.Priestnal首先利用最近邻域内插法生成DSM,此时DSM中不仅包含地面信息,也包含地面上的物体信息,如树木、建筑物等。然后,再运用数学形态学的方法对其进行过滤和平滑,可以得到地面信息,提取出一个粗略的DTM^[35]。接着从DSM中去除这些地面点,最后得到所有高于地面的物体。对于此类物体,在建筑物一般特征的基础上,对其中建筑物进行提取。作者先用一个高度阈值去除比如汽车等一类高度较小的物体。同时,用一个面积阈值去除单个树木等小型物体。但是通过这两个操作,还不能去除大面积植被或者和建筑物相连接的树木,此时作者用梯度阈值的方法计算表面光滑度,对植被和建筑物进行区分,最终提取出建筑物。

这种方法对 LIDAR 点云数据的密度要求不高,而且便于实现,但是困难依然存在,由于 LIDAR 数据点不规则、不连续分布的特点,尤其是在高山地区,地形起伏大,DTM 的准确提取较困难,所以这种方法很难在所有的地形类型中达到满意的结果^[7]。

美国学者Alharthy则提出了另外一种利用LIDAR点云数据进行建筑物提取方法^[5],他对具有两次反射距离的LIDAR数据提取建筑物进行了研究。当激光脉冲产生的激光束在向地面运动的过程中,遇到一些可以被穿透的物体(比如树叶)时,就可以产生二次回波,即可以得到两个激光距离,分别为激光器到地面的距离和到物体的距离。但是当激光束遇到不能被穿透的物体时,就不会

产生二次回波,也只能得到一个距离。当激光束在运动到建筑物、大面积植被等物体的边缘处时,激光束可以产生两次距离相差较大回波。通过对两次回波差的比较,就可以得到主要包含建筑物边缘、大面积植被和其他一些物体(汽车等)区域。从原始激光数据中去除各种建筑物和杂物就可以得到地面的数字高程模型DEM,由经过滤波的DSM和DEM就可以提取地面上的物体,再根据建筑物高度和大小确定合适的阈值来去除一些非穿透物体(如汽车),最后得到建筑物。

该方法对LIDAR数据要求较高,在建筑物具有相同主方向的情况下很有效,激光点密度的提高也会增强建筑物提取效果^[2]。

1.2.2 结合 LIDAR 数据和多光谱影像提取建筑物

Rottensteiner等人利用多光谱卫星影像和LIDAR点云数据提取建筑物^[8]。他们认为激光扫描数据具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。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扫描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好区分,为此可以组合IKONOS图像和激光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和所有激光点形成的DSM就可以得到规则化的DTM,最后经过高程、面积等特征分割就可以提取出建筑物。采用这种方法提取建筑物时,在生成地面的真实DTM时比较关键,而且建筑物以外的物体会对建筑物的提取产生很大的干扰^[20]。

Jansa等人利用另外一种方法结合LIDAR数据与高分辨率多光谱航空影像对建筑物进行提取^[9]。他们首先利用特定滤波器对LIDAR数据生成的DSM进行滤波得到DTM,接着通过阈值操作,将物体分为高于地面和低于地面两类。在多光谱影像上计算出每个像素的NDVI,将高于地面的物体点投影到影像上,然后

在影像上构造一个小窗口，当窗口中任何一个像素的NDVI大于预先给定的阈值的时候，就认为这个窗口内的LIDAR点为植被，反之则为建筑物。

1.2.3 结合 LIDAR 数据和其他数据提取三维建筑物

结合 LIDAR 数据和其他数据进行三维建筑物提取的原理和流程基本和 1.2.2 节中的方法类似，只是结合其他数据源，如电子地图、等高线等数据对建筑物进行提取。Palme 将 GIS 数据和 LIDAR 点云数据结合在一起^[10]，以 GIS 数据为基础对 LIDAR 点云数据进行分析 and 归类，进而提取出三维建筑物。它首先将 GIS 数据和 LIDAR 点云数据生成的 DSM 进行重合，然后在 GIS 数据中标出建筑物的位置，在 DSM 中对应的找到其中的建筑物，最终获得完整的三维建筑物模型。

荷兰代夫特大学 Vosselman 等人根据 LIDAR 点云和地平面信息来重建三维建筑物模型^[36]。他认为建筑物由规则的平面轮廓构成，根据屋顶有 5 种模型建立初始模型，利用霍夫变换分析点云和初始面的拟合情况进行三维建筑物重构。它首先采用三维霍夫变换从不规则分布的点云中提取屋顶面的信息（高度和方向），再利用从当地相关部门获取建筑物的平面轮廓信息来重构建筑物的三维模型，取得了较好的效果。

由于在一些地区，尤其是不适合人工作业地区，数据不易获得，因此结合其他数据进行三维建筑物提取存在一定的局限性。

1.3 研究目标和内容

通过对以上三类建筑物提取方法的分析，可以看出这些方法普遍对 LIDAR 点云数据密度要求很高，而且受到地形起伏、建筑物形状等因素的影响，不能一次性大面积地进行三维建筑物提取，提取成本也较高。因此，不能满足快速、准确、低成本建立城市三维建筑物模型的需要。为提高从 LIDAR 点云数据中提取建筑物的速度和准确度，同时免受地形起伏程度和建筑物形状的限制，一次性大面积进行三维建筑物提取，降低提取成本，结合影像信息探讨从 LIDAR 点

云数据中提取三维建筑物的有效算法，这是本文的研究目标。

论文第 2 章对 LIDAR 系统的原理、特性、用途等方面进行了介绍，第 3 章主要介绍数字影像的一些基本概念和影像中二维建筑物的提取，第 4 章为 LIDAR 原始数据的预处理，第 5 章是结合处理后影像和 LIDAR 数据的三维建筑物提取具体方法和过程，第 6 章是软件系统的一些简单说明，最后的结束语给出研究的结论和有待进一步研究的问题。

第2章 机载 LIDAR 系统

LIDAR 技术是近十几年来快速发展起来的高新技术,该技术以它自身独特的优势受到了越来越多的重视和研究,有必要对它的发展及组成、工作原理、用途等方面进行必要的了解。

机载 LIDAR 技术系统能够每秒生产 1000 个高程数据点,高程点密度远大于传统的地面测量方法。一个小时可获得超过 10 000 000 个高程点。利用这样高的采样率,可以快速完成大区域的地面三维数字地形数据测量,同时可产生有 1m 或更小格网间隔的 DTM。它的作业效率很高,12 个小时内能够测量 1 000 km²,飞行后 24 小时内,可以获得 DTM 数据。高程绝对精度为 15cm,相对精度可以优于 5cm,数据点的平面位置绝对精度取决于工作参数,如飞行高度和飞行速度等,但通常是 0.1m 到 1.0m^[1]。随着科技的发展,这个精度还可能提高。

2.1 LIDAR 系统发展及组成

机载激光扫描系统的核心技术已在过去 20 年中研究了,但这类仪器的商业市场仅在最近 10 年内才有重大的发展。机载 LIDAR 系统的出现,源自 1970 及 1980 年代美国太空总署 (NASA) 的研发。之后随着全球卫星定位系统 (GPS) 以及惯性导航系统 (INS) 的发展和成熟,使得精确的即时定位定姿态得以实现,为高精度的 LIDAR 系统的出现提供了高精度的技术整合平台。后经由德国 Stuttgart 大学于 1988 至 1993 年期间将激光扫描技术与即时定位定姿态系统加以结合,生产出第一台真正具有实用意义的机载激光扫描系统^[1]。

2002 年 9 月份,世界上第一台装备有高分辨率彩色数码相机和多光谱相机的 LIDAR 系统出现,这一系统的出现,代表了 LIDAR 系统在未来的几年或者几十年中的发展方向^[1]。

机载激光扫描系统严密整合三个高技术:激光测距仪、高精度惯性测量装置 (Inertial Measurement Unit, IMU) 和全球定位系统 (Global Position System,

GPS)^[1]，后两者合成为高精度定位定向系统（Position and Orientation System, POS）。很多机载LIDAR系统还集成了高分辨率数码相机，通过把这些子系统集成安装在一个小型飞机或直升飞机上，在获取三维坐标数据的同时获取高分辨航空影像。

机载LIDAR关键的技术就是利用中心控制单元实现三个重要设备的精确同步。中心控制单元一般都采用导航、定位和管理系统同步记录IMU的角速度和加速度的增量以及GPS的位置、激光扫描仪和数码相机的数据。可以快速地生产飞机下方飞行路径上的精确数字地面数据，从而获得各类精确的数字产品^[58]。

2.1.1 激光测距仪

激光扫描仪是 LIDAR 的核心，一般由激光发射器、接收器、时间间隔测量装置、传动装置、计算机和软件组成。依据不同用途和设计思想，扫描仪的特性也有所不同，主要区别表现在光斑尺寸、回波记录方式和扫描方式等方面。其他指标还包括波长、功率、脉冲重复频率等。表 2-1 是几种商用机载 LIDAR 性能参数的对比：

表 2-1 几种商用机载 LIDAR 系统的参数比较

比较项目	ALS50	ALTM	LiteMapper 5600
激光波长	1064nm	1064nm	1064nm
最大重复脉冲频率	84 K	100K	100K
脉冲回波记录模式	3 次	4 次	整个波形
激光发散度	0.33mrad	0.33mrad/0.8mrad	0.5mrad/1.2mrad
扫描角（度）	10-75	±25	±22.5 或±30
扫描模式	正弦曲线	Z 字型扫描	平行线扫描
航高范围	200-4000m	80-3500m	≥1500m, ρ ≥80%
			≥1500m, ρ ≥80%

波长：机载 LIDAR 采用的激光波长一般位于近中红外的大气窗口，常用的有 1064nm、11047nm、1550nm 等，测深 LIDAR 系统还采用透水性较好的蓝绿激光波段，如 532nm。

脉冲重复频率：脉冲重复周期，实际上说明了激光脉冲序列中两相邻脉冲间的间隔。在一定的高度和扫描角的情况下，脉冲重复频率越高，所获得的地面激光点的密度越高。

功率：设脉冲激光器输出的单个脉冲持续时间（脉冲宽度）为 t ，（实际为 FWHM 宽度），单个脉冲的能量为 E ，输出激光的脉冲重复周期为 T ，那么，激光脉冲的平均功率 $P = E/T$ ，即在一个重复周期内的单位时间输出的能量。脉冲激光峰值功率（peak power） $PPK = E/t$ 。在扫描角一定的情况下，功率越高，激光可测距离越远。

扫描方式：典型的扫描方式有线扫描、圆锥扫描和光纤扫描三种。线扫描在地面上的扫描线呈 Z 字型或平行线型；圆锥扫描随飞行平台的运动，光斑会在地面上形成一系列有重叠的圆；光纤扫描在地面上形成的扫描线呈平行或 Z 字型。

脉冲回波记录模式：对脉冲模式而言，有两种记录方式。其一，记录回波中一个或多个离散信号；其二，记录反射信号的波形。前者记录回波中（几个）特定的数据，如首末次回波信号。这种数据记录模式被现有的绝大多数商用系统所采用。记录整个波形是通过对回波信号采样、数据处理实现的。一般采样间隔很短，如 RIGEL MS-560 系统为 1 nm。采用这种工作方式的有：INIS SLICE、RIGEL MS-560。回波信号波形中包含大量的信息，通过对波形的分析可以获取更丰富的信息，并更加详细的描述对象的细节变化。另一方面，人们可以根据实际应用对数据进行二次处理，提取某些特定信息。这种灵活性对科研工作将有显著帮助。

2.1.2 POS 系统

POS 系统是 LIDAR 技术的关键，也是必需包含的部件。其核心思想是采用动态差分 GPS（DGPS）技术和惯性测量装置（IMU）直接在航测飞行中测定传感器的位置和姿态，并经严格的联合数据处理（即卡尔曼滤波），获得高精度的传感器外方位元素，从而实现无或极少地面控制的传感器定位和定向。

用载波相位测量虽不具备实时性,但具有极高的定位精度潜力,可使定位精度达到厘米级^[55]。机载 LIDAR 采用动态载波相位差分 GPS 系统。利用安装在电机上与 LIDAR 相连接的和设在一个或多个基准站的至少两台 GPS 信号接收机同步而连续地观测 GPS 卫星信号、同时记录瞬间激光和数码相机开启脉冲的时间标记,通过载波相位测量差分定位技术的离线数据后处理获取 LIDAR 的三维坐标。机载 GPS 天线安装在飞机顶部外表中轴线附近,尽量靠近飞机重心和扫描器中心的位置上。另外,地面 GPS 接收机的数据更新频率不低于机载接收机的更新频率。如果采用实时动态差分技术,还必须架设数据发射电台,以便把必要的数据发送给作业飞机上的接收电台。

虽然 DGPS 系统可量测传感器的位置和速率,具有高精度,误差不随时间积累等优点,但其动态性能差(易失锁)、输出频率低,不能适应瞬间快速的变化,也没有姿态量测功能。而 IMU 有姿态量测功能,具有完全自主、无信号传播、既能定位、测速,又可快速量测传感器瞬间的移动,输出姿态信息等优点,但主要缺点是误差随时间迅速积累增长。可以看出 DGPS 与 IMU 正好是互补的,因此,最优化的方法是对两个系统获得的信息进行综合,这样可得到高精度的位置、速率和姿态数据。IMU/DGPS 数据的处理主要是通过卡尔曼滤波来实现的。

2.1.3 数码相机

LIDAR 直接获得点位三维坐标的功能提供了传统二维数据缺乏的高度信息,却忽略了对对象特征的其它信息,如光谱信息。尽管在提取空间位置信息上,机载 LIDAR 数据有其自身的优势,但图像数据包含光谱信息对认识物体也具有重要的作用。这也是不少应用研究将 LIDAR 数据与其它光学数据结合使用的原因之一。

利用高分辨率的数码相机获取地面的地物地貌真彩色或红外数字影像信息,以弥补 LIDAR 的不足,可以对生成 DEM 产品的质量进行评价。也可以作为一种数据源,对目标进行分类识别。另外一种用途就是作为纹理数据源。

2.2 机载 LIDAR 系统原理

和普通光相比较,激光具有方向性好,单色性好,相干性好等特点,LIDAR 系统本质上就是一个利用激光的特性进行距离测量的系统,它是通过测量飞机上激光器到地面目标之间的往返时间来精确测定距离的^[1]。

2.2.1 测量原理

不同的 LIDAR 系统有不同的测量形式:一种是直接记录一个激光脉冲从发射到地面或者地面上的目标反射回飞机所经历的时间 t_p ; 另外一种则是记录在该时间 t_p 内相对应的相位差 Φ_p , 因所经历的时间 t_p 是正比于脉冲发射和接收之间的相位差 Φ_p 的, 光速已知, 因此由 t_p 或 Φ_p 都可以求得其距离 R_p , 如式(2-1):

$$R_p = \frac{1}{2}ct_p \quad (2-1)$$

或

$$R_p = \frac{1}{4\pi} \frac{c}{f} \Delta\Phi_p = \frac{\lambda}{4\pi} \Delta\Phi_p \quad (2-2)$$

其中 c 为光速, f 为频率, λ 为波长。

通过相位差来测距的 LIDAR 系统一般都采用能够连续发送激光连续波的激光器, 而基于直接测量时间的 LIDAR 系统, 多采用脉冲式的激光器, 通常叫做固体激光器。

将激光扫描器固定在飞机上, 由空中向地面高频率发射激光束, 由感测器接受反射上来的激光信号, 并记录这一时间差(相位差), 得到地面点到激光器的距离。同时 GPS 完成精密动态定位, INS 获取惯性姿态向量。因为光脉冲以光速传播, 所以接收器总会在下一个脉冲发出之前收到前一个被反射回的脉冲。鉴于光速是已知的, 传播时间即可被转换为对地距离的测量。这样, 每一次扫描都会建立从激光扫描器到地面反射点之间的空间向量, 结合激光器的高度, 激光扫描角度, 从 GPS 得到的激光器位置和从 INS 得到的激光即时发射方向, 就可以准确地计算出每一个地面光斑的座标 X, Y, Z 。如图 2-1 所示。

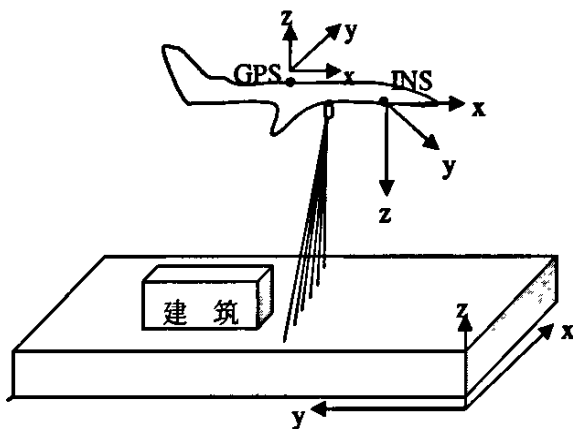


图 2-1 LIDAR 系统原理图

机载LIDAR系统的测距精度取决于测距的信号，即脉冲的长度或脉冲测距时上升的时间，对连续波LIDAR系统来说是它所用的波长。而且测距精度与信噪比（S/N）的平方根成反比。信噪比与接收信号的功率、输入的波宽、地面背景的辐射、信号检测器和放大器的噪声等等有关。这些因素与其他参数有关，例如接收功率也与发射功率、接收光学孔径、目标的距离等有关。因此，不论是哪一种机载LIDAR系统，分析测距精度都是比较复杂的。根据Wehr的分析和计算：脉冲式的测距精度/连续波式的测距精度=0.012，表明脉冲式LIDAR系统测距精度比连续波式LIDAR系统高85倍^[12]。更重要的是高能脉冲激光器市场容易找到，但要找大于2w的连续波激光器是非常困难的。因此，目前机载LIDAR系统基本都采用脉冲激光器。

2.2.2 空间三维坐标的计算

首先通过地面GPS的基准站和机载GPS的测量数据的联合差分解算，即可精确确定飞机飞行轨迹。再利用仪器厂家提供的随机商用软件，对飞机GPS轨迹数据、飞机姿态数据、激光测距数据及激光扫描镜的摆动角度数据进行联合处理，最后得到各测点的（X，Y，Z）三维坐标数据。这样得到的是大量悬浮在空中没有属性的离散的点阵数据，形象地称之为“点云”。

图 2-2 为激光扫描计算模型^[54]。在此模型中任一个向量，其模为 S ，方向为 $(\varphi, \omega, \kappa, \theta)$ ，根据摄影测量的基本原理，若能测出起点 O_s 的坐标 (X_{os}, Y_{os}, Z_{os}) ，则向量的另一端点 $T(X, Y, Z)$ 可以唯一确定。由动态差分 GPS 确定外方位元素 (X_s, Y_s, Z_s) ，角元素 $(\varphi, \omega, \kappa, \theta)$ 由 IMU 求出。对于线性激光扫描器，地表面至扫描中心的距离 S 由激光扫描器测定，扫描方向与 z 轴夹角 θ 由激光编码器按固定的激光脉冲间隔给出。

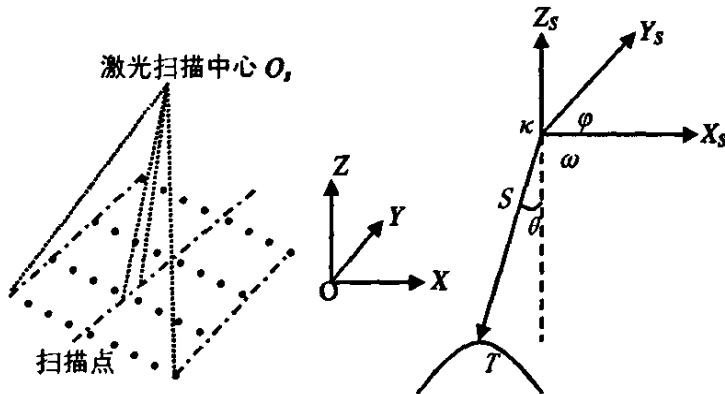


图 2-2 LIDAR 点空间三维坐标计算模型

机载 LIDAR 作业时，由于航高和扫描视场角的限制，要完成一定的作业面积就必须飞行多条航线，而且这些航线还必须保持一定的重叠度（0%-20%）。但是，由于各种误差的存在和影响，使得两条航带的拼接中会存在系统误差和随机误差。机载 LIDAR 能同时获取地面图像，根据重叠区域的影像可以确定航带间的系统误差，从而消除航带间的系统误差。

利用 POS 动态定位所提供的定位结果属于 WGS-84 坐标系，空中三角测量加密结果属于某一国家坐标系或地方坐标系，因而必须解决定位结果的坐标转换问题。在精确已知地面基准站在 WGS-84 坐标系中的坐标，且已知 WGS-84 坐标系至国家坐标系之间转换参数时，则可将动态定位结果转换为国家坐标系坐标，一般是采用 GPS 基线向量网的约束平差。

另一个问题是高程基准问题。GPS 定位问题所提供的是以椭球面为基准大地高程，而实际所需要的是以大地水准面为基准的正常高程，高程基准的转换

通过测区内若干已知正常高程的控制点拟合建立高程异常模型（当测区地形变化较大时应加地形改正）进行。

2.3 LIDAR 系统特性

LIDAR系统是一个先进的主动传感系统，它采用激光作为传感的载体。LIDAR系统本身发射受控制的激光以照射地面和地面上的目标，然后接受地面目标的后向散射。LIDAR系统与多光谱扫描系统和航空摄影相机系统完全不同，它不依赖太阳光照，所以它是一个全天时日夜可以获得地面数字三维信息的系统。

由于机载LIDAR系统对环境的灵敏度较低，同时高能激光源能够在海岸水域测量水下地形，因此逐渐成为最先进的遥感系统之一。具体来说，LIDAR系统的特性主要表现为以下几个方面^[13]：

1、快速测绘高精度三维坐标点：LIDAR 在测量时的速度非常快，可以直接测量高程以及高精度的数字地面模型。如表 2-2 所列，和航空摄影测量相比，它在精度、速度上都有很好的提高。

表 2-2 航空摄影测量技术与 LIDAR 技术比较表

航空摄影测量		LIDAR 系统
生成 DSM	需要人工修正	直接得到
生成 DEM	人工判断制作	由软件自动生成
高程精度	约 2.0m（照片比例尺 1：20000）	0.15m（航高 1500m-2500m）
（平地）	约 1.0m（照片比例尺 1：5000）	0.10m（航高 1000m-1500m）
高程精度	2-5m（照片比例尺 1：20000	0.5-1.0m 航高 2000m-3000m）
（山区）		
水平精度	约 1.0m	约 0.30m

2、理论上由于 LIDAR 系统具有信号多重反射的特征,因此可以将树木或者建筑物分离。使用第一次反射信号获得的高程值可产生数字地表模型(DSM),将最后反射信号获得的高程值进行处理,可以产生数字地面模型(DTM)。但是实际上单纯的使用反射值产生的 DTM 并不是正确的,因为最后的反射值不一定是由地面点反射产生的,有可能是建筑物或者树木等地物产生。因此,要得到最终地面 DTM,就必须将这些非地面物体滤除掉,可是这一问题由于 LIDAR 点云数据云密度等原因,完全解决比较困难。图 2-3 说明了 DTM、DSM 和 DBM 之间的关系。

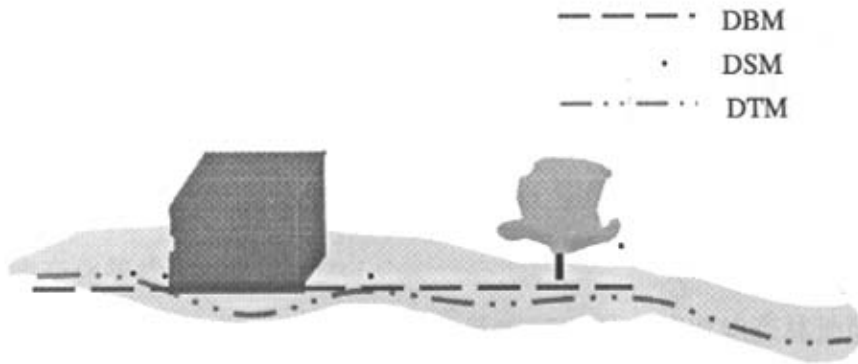


图 2-3 DBM、DSM 和 DTM 示意图

3、LIDAR 系统受天气影响比航空摄影测量要小得多。

4、LIDAR 系统不需要或者需要很少数的地面控制点,也很少需要进入到测量现场,作业安全,可以在危险地区(沼泽地等)开展测量工作。

5、LIDAR 系统获得的数据可以直接作为 GIS 等专业应用的数据源,极大地促进了数据处理的自动化、智能化进程。

LIDAR 系统具有其他测量系统无可替代的优势,也存在着自身的缺点^[50]。

1、IDAR 系统获得的数据具有分布不规律,坐标不连续的特点。由于在飞机飞行过程中并不能严格做到直线匀速飞行,因此得到的三维数据分布间隔不规则,坐标也不连续,但这一缺点可以通过软件进行纠正;

2、到目前为止,还没有一套通用的作业规范和流程;

3、用于普通地形测量的 LIDAR 系统所发射的激光脉冲很容易被水吸收而

很难产生发射光。因此，该系统难以确定水系的边界；

4、目前 LIDAR 系统的价格昂贵，也一定程度上限制了该系统的普及应用。

2.4 LIDAR 用途

因为 LIDAR 系统能够高精度、高速度地得到三维坐标数据，因此，它的应用范围和前景非常广泛。一般来说，LIDAR 系统主要应用在以下方面^[1,38]：

1、地形测绘，近两年来应用最多的地形测绘主要是集中在海岸、沙丘等区域，用来进行海岸变迁、侵蚀的检测，制作海岸影像图等。

2、地质测绘，用来判研和预报地质断层、山体滑坡、泥石流等地质灾害。

3、城市基础建设与维护管理，如 3D 城市模型的建立，道路规划管理，数字城市的建设，违规占地监测等方面。

4、生态环境研究、检测与管理。如湿地、沼泽测量，冰山等作业困难地区生态环境变化等检测。

5、精细农业和林业，利用 LIDAR 系统可以对一些原始森林地区进行森林检测、管理，如树木高度、密度测量，种植面积测量，森林病虫害评估，生物量预计等。对于精细化农业，可以用来监测作物生长的状态等。

6、灾害防止与紧急救援。对于一些突发事件，传统的方法往往不能及时地到达指定地区，而利用 LIDAR 系统则可以快速的进行评估、检测等，比如美国 9.11 事件发生后，就曾用 LIDAR 系统对灾难现场进行了扫描，快速获得了灾害现场的三维数据。

7、景观设计，如 3D 建筑物模型设计等。

8、虚拟现实，比如进行虚拟旅游等。

从上面这些可以看出，机载 LIDAR 系统能全天候对地面高精度、高密集度、快速地和低成本地获取地面三维数字数据，具有巨大应用前景。

2.5 LIDAR 数据特性

作为一种非成像技术，LIDAR 数据在内容、形式等方面具有很多自身特点，

主要表现在以下几方面^[58]：

1、从内容上讲，LIDAR数据是分布于对象表面的一系列三维点坐标。

2、如图2-4所示，LIDAR数据在形式上呈离散分布。与数字影像像元间彼此独立的概念有所不同，“离散”是指数据点的位置、间隔等在三维空间中不规则分布。地表形态的多样性和数据获取方式是这一特点的主要成因。离散数据的一个优点是允许相同平面坐标对应几个高程值，这有利于表现细节信息和变化剧烈的地形、地物（前者如输电线路中的电线、树冠结构等，后者如峭壁、建筑物等）。另一方面，这种形式也有自身的不足，如不便于计算机直接处理，同名点难以选取等。

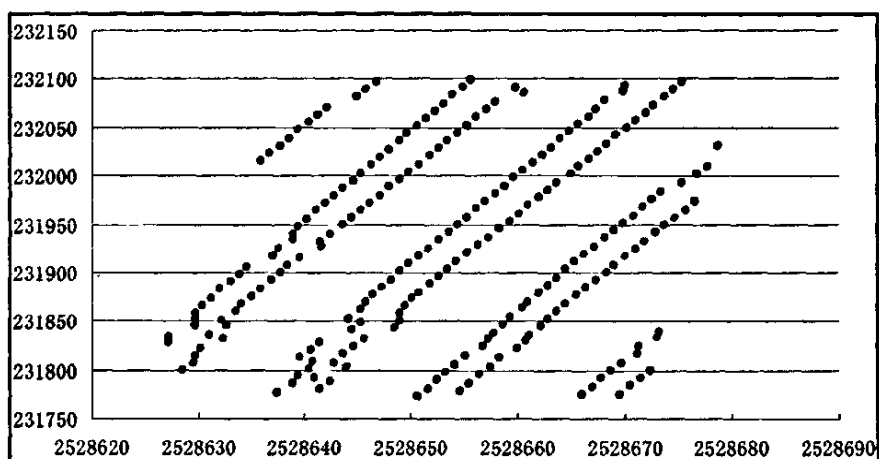


图2-4 离散LIDAR点平面分布示意图

3、LIDAR数据形式的另一个特点是扫描带中数据分布不均匀，不同位置的光斑密度不同。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、飞机飞行速度、扫描仪与地形或地物的相对位置和方向等。例如，对建筑物的倾斜屋顶而言，朝向扫描仪方向的屋顶会反射更多的信号，在数据集中时就表现为两个屋顶平面上数据密度存在差异。

4、LIDAR数据缺少光谱、纹理等信息。LIDAR直接获取点位三维坐标的功能提供了二维数据缺乏的高度信息，却忽略了反应对象特征的其它光谱等信息。尽管在提取空间位置信息上，激光雷达数据有其自身的优势，但图像数据包含

光谱信息对认识物体也具有重要作用，这也是不少应用研究将激光雷达数据与其它光学数据结合使用的原因之一。

5、LIDAR数据存在数据缝隙。由于遮挡、物体特性（如镜面反射）等因素，数据集中往往会出现没有数据的部分（缝隙）。作为一种主动式信息获取技术，LIDAR技术扫描角度有限、对光照度不敏感，因而受阴影影响相对较小。但扫描带边缘的建筑物时候仍然会产生遮挡的现象。这种现象带来的一个直接问题是位于数据缝隙的内插点数据可能与实际情况存在较大差异。这就需要采用新方法在原始数据中判断是否存在这些缝隙、并采取相应的处理。

LIDAR数据在内容、形式、种类等方面与其它形式的数据存在明显不同。三维坐标数据对空间信息提取带来许多便利的同时，也对实际应用提出了挑战。由于LIDAR数据分布离散、不规则以及数据分布不均匀等原因，为了便于处理和提高处理速度，在对LIDAR数据进行分析处理前，首先必须对原始的LIDAR数据进行规则化处理，文后第4章将再介绍。

同时，由于 LIDAR 数据缺少光谱、纹理和形状等物体信息，而形状、光谱特征、纹理等信息对应建筑物特征，对建筑物的提取也有着重要的作用。加之 LIDAR 数据存在数据缝隙，尤其是在建筑物边缘很容易产生遮挡现象而形成空白数据区域，在提取建筑物时产生误判。在飞机飞行过程中，作为另外一种数据源，LIDAR 系统测量的同时利用高分辨率数码相机获取的航空影像可以提供丰富的光谱、纹理信息，有效弥补 LIDAR 数据的不足，结合 LIDAR 数据对目标进行准确的分类识别，这也是本文将影像和 LIDAR 数据匹配提取三维建筑物的主要原因。

第3章 原始影像处理

为了提高匹配效率,排除影响匹配的干扰因素,将 LIDAR 数据和影像匹配前需要对原始的影像进行处理,最大程度去除非建筑物。影像处理就是对图像信息进行加工处理,以满足人的视觉心理和实际应用的需求。人类获得外界的信息,绝大部分(约 80%)是来自视觉所接收的图像信息,因此,图像处理技术的广泛研究和应用是必然的趋势。

数字图像处理的发展开始于20世纪60年代初,首次获得实际成功应用的是美国喷气推进实验室^[44]。随后在宇航空间技术、医学、工业检测、机器人视觉等方面受到广泛的应用和发展。从20世纪70年代中期开始,随着计算机技术和人工智能、思维等科学研究的迅速发展,数字图像向更高、更深层次发展。20世纪70年代末MIT的Marr提出计算机视觉理论,这个理论成为计算机视觉领域其后十多年的主导思想。

原始影像处理的目的是利用计算机对数字图像通过一些算法和模型进行一系列操作后大致提取出影像中的二维建筑物。首先对数字图像、形态学等一些基本概念进行介绍,然后对影像进行预处理,最后提取二维建筑物。

3.1 基本概念

3.1.1 数字图像

一般情况下,图像主要有两类:连续图像和离散图像。连续图像也称为模拟图像或欧氏图像。连续图像可用一个函数 $f(x,y)$ 来定义,其在空间和值域上都是连续的。但是对于计算机处理来说,连续图像的处理是很困难的,要进行图像处理就必须对连续图像进行数字化,得到离散化数字图像^[14]。

连续图像数字化的过程包括采样和量化,采样就是将图像在空间上离散化,量化则是将采样数据分成多个层,每一层表示一个整数值,这个值一般称之为灰度。这样,经过采样和量化后的图像就成为一幅离散型的数字图像,通常用

一个矩阵示:

$$f(x,y)=\begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,n-2) & f(0,n-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(m,0) & f(m,1) & \cdots & f(m,n-2) & f(m,n-1) \end{bmatrix}$$

其中, m 和 n 分别表示图像的宽度和长度。矩阵元素称为像素, 它所在的行和列就分别表示该像素的 x 坐标和 y 坐标, 表示其在图像中的位置。像素所对应的数值就是该像素的灰度值。一般来说, 量化等级都取 8 位, 表示 0~255 共 256 个灰度级。或如果量化等级只有两个, 则该图像为二值图像, 如下式就是用了一个有界矩阵表示了一个二值数字图像:

$$F=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0_o & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

在数字图像处理过程中, 一般要跟踪图像在矩阵中的位置, 因此需要标记出像素相对于原点的位置, 可以将图像中位于原点处的像素值右下脚标注“ o ”来表示原点的位置(如上面矩阵所表示图像中的 0_o), 并规定用 1 表示前景像素, 用 0 表示背景像素。

3.1.2 图像数学形态学

在图像处理提取二维建筑物的时候, 应用了数学形态学 (Mathematical Morphology) 中的一些基本算法。数学形态学是一门较新的图像分析和处理学科。它的理论基础和处理方法对数字图像学、计算机视觉等方面都产生了巨大的影响。

数学形态学最初是由马瑟容 (G.Matheron) 于 1964 年提出, 经过几十年的不断发展, 逐渐成为一门建立在严格数学基础上的图像处理学科。现在, 数学形态学已经成为一种新型的图像处理方法和理论体系, 也成为图像处理和计算机视觉等方面的一个重要研究理论。在很多方面, 如工业检测、医学图像处理等方面已经进行了很成功的应用实验。目前, 数学形态学有关的技术和方法正

在越来越多的应用于实践生产中。

形态学处理方法有很多,比如腐蚀、膨胀、颗粒分析、细化、骨架提取等很多种,但是一般来讲,所有数学形态学图像处理方法都是以几何学为基础,从图像的几何特征得到几何结构,同时以这种几何结构为研究重点。这种几何结构可以是处理对象的宏观特征也可以是微观特征。对于这种几何结构的研究分析的基本思想是利用一个自定义的结构元素(structuring element)对一个图像进行探测,判断图像是否能将这个结构元素很好地填放在图像的內部,同时验证这个结构元素的填放方法是否有效。通过对图像内适合放入的结构元素的位置做标记,就可得到关于图像结构的信息。这些信息与结构元素的尺寸和形状都有关,所有的形态学处理都基于填放结构元素的概念,不同的结构元素便可以完成不同的图像分析,得到不同的分析结果。

膨胀和腐蚀是形态学中最基本的两个运算,其他形态学算法基本上都是基于这两个算法发展出来的,同时他们也是一组对偶运算。腐蚀具有收缩图像的作用,它是用某种结构元素对一个图像进行探测,以便找出在图像内部可以放下该结构元素的区域。膨胀具有扩大图像的作用,它是腐蚀的对偶运算,定义为对图像的补集进行的腐蚀运算。

如果图像 A 被带原点的结构元素 B 腐蚀,则定义为 $A \ominus B$,它表示的集合就是将 B 平移 x 像素但是仍然包含在 A 中所有象素点的集合。如果将 B 看做模板,那么 $A \ominus B$ 则表示在平移模板的过程中,所有可以填入 A 内部的模板的原点组成。

如果原点在结构元素内部,则腐蚀后的图像为原图像的一个子集,如图 3-1 所示。如果原点不在结构元素的内部,则腐蚀后的图像则不是原图像的子集,如图 3-2 所示。

前面已经提到过,膨胀是腐蚀的对偶运算,也就是对原始图像的补集进行腐蚀运算,具体的过程和腐蚀相似,只是对于膨胀来说,原点一般都在结构元素的内部,这里就不多做介绍。

利用腐蚀可以对图像内部进行滤波处理,可以对图像进行一些分割,也可以有选择性的去除图像中的一些区域。膨胀则可以对图像外部进行滤波处理,

也可以填充图像中的黑洞,同时利用膨胀也可以选择性的对一些区域进行扩张。这两种方法在对数字图像进行处理时,可以不改变图像特征,这也是选择这两种算法来处理影像的原因之一。

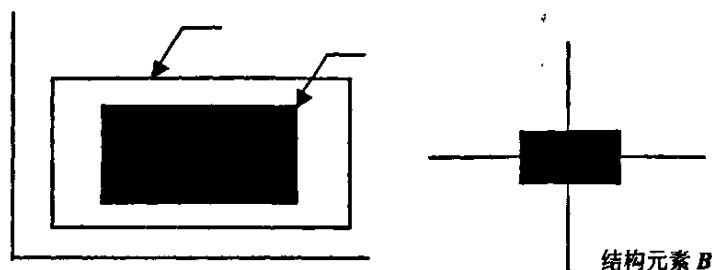


图 3-1 原点在结构元素内部的腐蚀

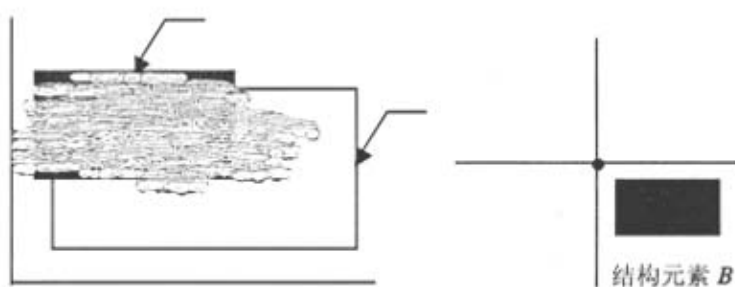


图 3-2 原点不在结构元素内部的腐蚀

3.1.3 灰度直方图

建筑物提取过程中,很多地方需要进行阈值操作,阈值选取是否合适直接影响到建筑物提取的准确性和完整性,因此,阈值的选取很重要。阈值选取方法有很多,最简单也最直观的方法就是灰度直方图法。

灰度直方图是灰度级的函数,表示像素数与灰度的二维关系,它反映了一幅影像上灰度分布的统计特性,也就是某一个灰度级像素的个数,该特性就是利用灰度直方图进行阈值分割的基础。灰度直方图通常情况下,横坐标表示灰度级,纵坐标是该灰度级出现的次数(即该灰度级像素的个数)。直方图一般有两种形状,一种是简单的双峰状灰度直方图(图 3-3),表示图像中只有背景和目标两种类型的像素,另外一种就是多峰状的灰度直方图(图 3-4),表示图像

中有多目标物体像素，这种直方图最为常见。

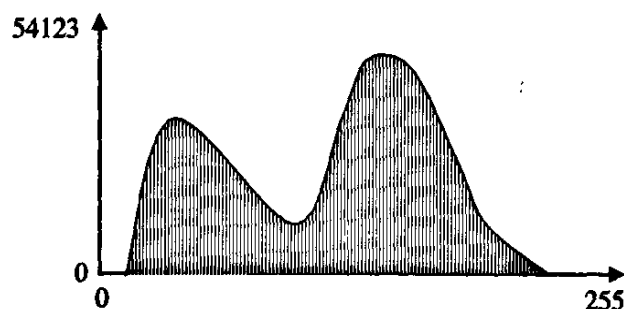


图 3-3 双峰状灰度直方图

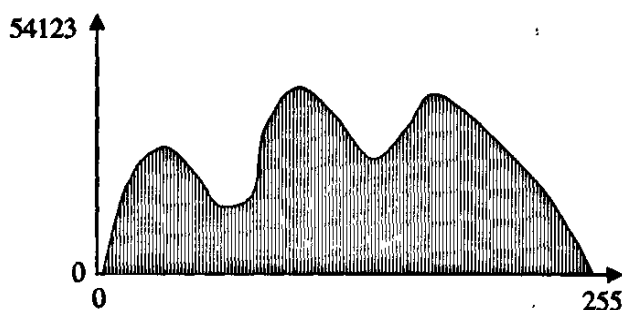


图 3-4 多峰状灰度直方图

如何利用灰度直方图进行阈值分割呢？对于灰度直方图呈双峰状的影像采用最多的也就是双峰法，即选取两峰之间谷底对应的灰度级作为阈值。对于灰度直方图呈多峰状的影像，则要根据实地需要，结合需要提取的目标物体，选择其中一个峰对应的两个谷底阈值，利用双阈值法来对影像进行处理。

3.2 影像处理提取二维建筑物

从影像中进行建筑物二维提取，是为以后的三维提取进行前期的准备工作。二维建筑物提取的流程图如图 3-5 所示，建筑物二维提取目的就是対建筑物区域进行大致的识别，以便于后面进行的 LIDAR 数据中建筑物三维提取，并不对建筑物的提取精度做很高的要求，因此提取的原则就是简单、实用、方便。

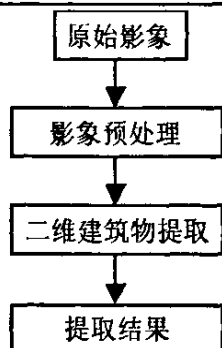


图 3-5 二维建筑物提取流程

从影像中提取二维建筑物的方法有很多种，按人工干预程度可以分为半自动提取和自动提取。对于自动提取方法来说，由于建筑物的多样性和复杂性，要真正做到全自动提取，还有一定的距离，而且各种方法的适用范围和复杂程度也不尽相同。现在的自动提取方法中大多数方法如通过检测矩形来提取矩形建筑物，对建筑物的形状有一定的要求，其他还有一些方法如通过检测直线建立各直线间的关系图来进行建筑物自动提取，需要巨大的存储空间，速度比较慢，而有的方法如知觉分组、神经网络等方法不便于编程实现，对影像的要求也比较高，因此有必要探索一种简单、方便的影像建筑物二维提取。图像形态学原理简单，便于编程，而膨胀和腐蚀操作最终选取形态学中的膨胀和腐蚀两种基本操作对影像处理以提取建筑物。

通过膨胀和腐蚀操作提取建筑物，只需要简单的几个步骤，可以快速、简单的进行影像中建筑物提取，满足要求，实用性强。而且实现建筑物自动提取，该方法是可行的，关键是要实现阈值的自动设置。因为还没有实现对阈值的自动设置，所以尚未实现建筑物的自动提取。最后得到影像中的影像为：

$$\text{影像值} = \begin{cases} 1 & \text{白色, 表示建筑物} \\ 0 & \text{黑色} \end{cases}$$

在进行影像建筑物提取前，应先进行影像的预处理。

3.2.1 影像预处理

有了前面的数字图像和数学形态学的基础，就可以对数字图像进行处理提

取二维建筑物。但是在这之前，还需要对图像进行一系列预处理以便得到更好的结果。图像预处理有很多内容，包括几何校正、各种滤波处理、图像增强、图像分割、灰度变换、二值化等很多方法和内容。采用的图像预处理方法按照顺序依次有背景一致化、对影像进行粗分裂和二值化，这些预处理的目的是尽可能多的去除影像中树木、阴影等不利因素的影响。图 3-6 为需要处理的原始图像：



图 3-6 原始影像图

定义原始图像 S 为

$$S = p_{ij} \quad (0 < i < n \quad 0 < j < m) \quad (3-1)$$

其中 m 、 n 分别表示图像的长度和宽度。

3.2.1.1 背景一致化

在图 3-6 中，与其他目标相比，树木的颜色一般都比较暗，树木的灰度值也都比较低。这种情况下，就可以通过设置一个合适的灰度阈值，先将灰度值低于该阈值的像素点（树木）去除掉，而灰度值高于该阈值的像素点（非树木）保持不变，这样就可以很容易将树木和其他目标分离，这一过程叫做背景一致化。经过背景一致化后得到的图像如图 3-7 所示；



图 3-7 原始影像背景一致化后的结果

设阈值为 T_b ，则经过背景一致化后的图像 S_1 表示为：

$$S_1 = (p_{ij} \in S \mid p_{ij} > T_b : 0 < i < n, 0 < j < m) \quad (3-2)$$

3.2.1.2 影像分割

影像经过背景一致化操作后，可以有效地去除影像中灰度较低的树木，这时影像中剩余的地物大部分为建筑物和道路。建筑物和道路的灰度值不统一，没有一个明显的分界，这就需要对建筑物和道路的灰度进行更大的区别，以便进行二值化去除大部分的道路。要实现这一目的，就需要对影像进行分割。

对于一般的影像来说，都有 0~255 共 256 个灰度级，灰度级多就可以较好地反应出真实世界的目标细节，也会使目标更直观更清晰。对于影像识别、影像目标提取来说，需要的是影像中目标物体的总体位置和形状，对目标的纹理、结构等并不是太需要，过多的灰度级就会给目标识别和提取带来过多的干扰。低灰度级（如 64、32、16 灰度级）的影像，虽然不能很好的反映物体的细节，但是一般都能大致表现出目标物体的位置和形状，满足影像识别、影像目标提取需要的同时又没有高灰度级影像存在的那些干扰。将图像的灰度级别降低，这一过程成为影像的分裂。设降低灰度级的影像为 S_2 采用的原始影像为 256 级灰度，则：

$$S_2 = INT\left(\frac{N \cdot S_1}{256}\right) \cdot INT\left(\frac{256}{N}\right) \quad (3-3)$$

其中, $INT()$ 表示取整的意思。 N 表示降低灰度级后的影像级数目, 一般都为可以整除的 256 的约数。

分裂后的影像(如图 3-8)中, 道路和建筑物的灰度较分裂之前有了较大的区别, 建筑物和道路可以比较容易区分。



图 3-8 分割后 64 灰度级的影像

3.2.1.3 影像二值化

影像处理的目的是大致提取建筑物, 经过前面背景一致化和影像分裂的处理, 原始影像中的树木已经基本被去除, 同时建筑物和道路的灰度也有了较明显的区别, 这样通过设定一个灰度阈值, 就可以将大部分的道路去除(图 3-9)的同时而尽可能的只保留建筑物, 同时也便于进行膨胀和腐蚀操作。

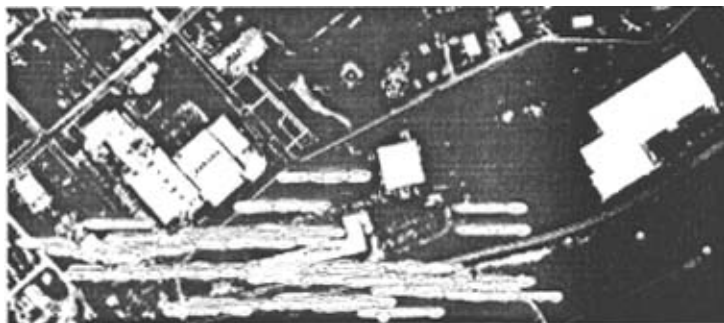


图 3-9 二值化处理后的影像

影像二值化的方法有很多,最简单也最直观的方法就是采用前面灰度直方图的方法。在灰度直方图中,谷底的灰度值即可设置为阈值。同时,为了保证建筑物的完整性,灰度阈值的选取采用保守原则,采用的灰度阈值不高于所有建筑物像素点中灰度值最小的像素的灰度值,这样能够保证建筑物的像素点不会被消除。

3.2.2 建筑物二维提取

通过前面对影像进行了预处理后,就可以用前面介绍的形态学腐蚀和膨胀的应用对建筑物进行初步的提取。建筑物的周围有很多面积较小的区域,通过腐蚀就可以将这些小的区域去掉,但是这样的同时也使得建筑物的面积变小,可以通过膨胀来恢复。结构元素的选取很重要,如果结构元素选取形状选取不当,则会使建筑物的形状发生大的变形。如果结构元素选择过大,则会使得一些面积较小的建筑物很容易被腐蚀去掉,如果结构元素选择过小,则膨胀和腐蚀操作的结果不明显。结构元素的选取需要结合图像中的建筑物形状和面积来确定,需要注意的是,一般情况下,腐蚀和膨胀所用的结构元素不相同,但是腐蚀和膨胀的次数不能相差太多以保证建筑物没有大的变形。采用不同大小和形状的结构元素对二值化后的建筑物进行膨胀和腐蚀操作,比较建筑物形状变化程度,经过多次的比较和实验,最终采用结构元素为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1_v & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1_v & 1 \end{bmatrix}$$

这样,用结构元素 A 和 B 进行建筑物提取的步骤为:

1、用结构元素 B 对预处理过的影像进行膨胀处理,填充因为预处理所形成的空洞,如图3-10所示;



图 3-10 经过膨胀处理后的二值影像

2、用与上面相同的结构元素对膨胀后的图像进行腐蚀，去掉一些小的噪声而又不影响建筑物的形状，如图3-11所示；



图 3-11 经过腐蚀后的二值影像

3、再次膨胀，使建筑物不产生明显的变形；

4、利用结构元素 A 对图像进行多次腐蚀，直到将图像中的小于建筑物面积的区域腐蚀掉；

5、用结构元素 A 对图像进行膨胀，次数和步骤4中腐蚀的次数要一样，这样能尽量的减小建筑物的变形，得到的建筑物如图3-12所示；

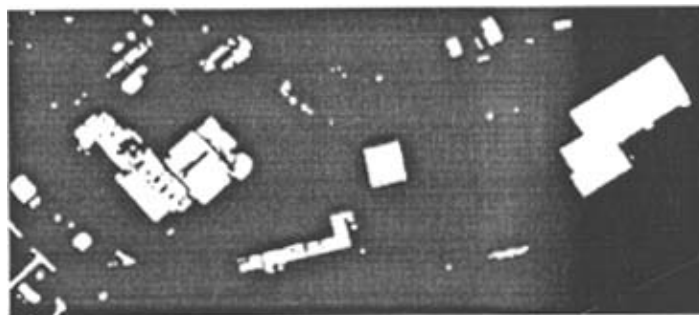


图3-12 重复进行腐蚀膨胀处理后有空洞的二值影像

6、填充空洞。填充空洞的方法是以某一个值为0的像素为中心，采用一个8方向的模板进行判断。如果这个像素周围8个方向中每一个方向上都有像素为1的点，则将这个像素的像素值由0变为1，否则不改变。

经过上述步骤的处理，可以有效的对影像中的建筑物进行初步提取。

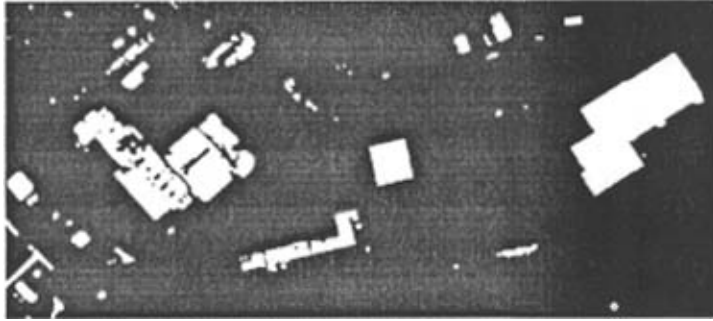


图 3-13 建筑物二维提取结果

从提取结果（图3-13）可以看出，面积较大的建筑物被完整的提取出来，形状变化也不明显。对于一些未被去除的道路，对后面的匹配精度影响不大，提取结果达到了预期的目的。

第4章 LIDAR 原始数据预处理

由于 LIDAR 数据有其自身的特点,这种数据形式对数据处理和表达带来困难,更不利于三维信息的提取。因此,在处理 LIDAR 原始点云数据之前,需要对这些原始数据进行一些预处理,转换为容易表达和处理的数据组织形式。合适的数据组织形式,不但可以在不损失信息同时还能数据的处理和表达带来很大的便利,否则不仅会损失部分信息,还可能为信息提取带来某种更大的困难。

原始的 LIDAR 点云数据就是若干个地面或者地物点的精确三维坐标信息。将原始 LIDAR 点的表示为 lp , 则 lp 定义为:

$$lp = (lp_x, lp_y, lp_z) \quad (4-1)$$

式中 lp_x , lp_y , lp_z 分别表示每个原始 LIDAR 点 lp 的经度、纬度和高程三维信息。

4.1 LIDAR 点云数据的表达形式

对原始 LIDAR 点云数据选择一种合适的表达方式,对数据管理和处理尤为重要,常用的数据表达方式有规则格网、不规则三角网、分块曲面法等多种方法。在这些表示方法中,分块曲面法近似数学函数,每块用一种数学函数来表示和描述,这种方法并不利于计算机自动分析和处理。规则格网法由于其自身数据结构的特点,在数据处理与分析中通常使用线性代数的二维数字矩阵分析法作为数据分析的数学基础,数学上可以表示为一个矩阵,在计算机实现中则是一个二维数组。每个格网单元或数组的一个元素,对应一个高程值。因此,具有自动分析处理较为简单,而且分析处理模式化很强的特征。一般来说,规则格网数据便于进行聚类聚合、多层面复合叠置分析、窗口分析及追踪分析等几种基本的分析,这些优点对于后面 LIDAR 点云数据处理提供了很大的便利。因此,用规则格网形式表达 LIDAR 点云数据的分布是合适的。

规则格网表示法通常又有三种形式,如图 4-1 所示,正方形、长方形和等边三角形。

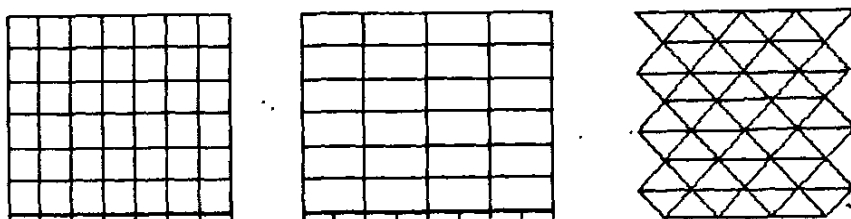


图 4-1 规则格网的三种形式

LIDAR 点云数据表示的是离散三维空间信息,没有规律性,转换后的数据要求它们的分布在空间上是规则的。而且后面 LIDAR 点云数据要和影像数据进行匹配,而数字影像的像素分布可以看作是正方形排列,为了使得两者统一,方便处理,LIDAR 数据和影像数据的分布采用统一的形式来表达,用矩形规则格网形式来表达 LIDAR 点云数据是最合适的也是最方便的。因此要对原始 LIDAR 点云数据进行规则格网化处理,将其转换为矩形格网表达形式。

在将 LIDAR 点云数据进行规则格网化的过程中,必须要选择一种适合 LIDAR 点云数据的内插方法和间距。

4.2 LIDAR 点云数据的内插方法

内插的概念十分简单,即在一个由 x 、 y 坐标平面构成的二维空间中,由已知若干离散点 P_i 的高程,估算待内插点的高程值。由于采样的数据点呈离散分布形式,或是数据点虽按格网排列,但格网的密度不能满足使用的要求,这就需要以数据点为基础进行插值运算。

依据确定或随机、点与面、全局或局部等标准分类,内插方法可以分为几何方法、统计方法、空间统计方法、函数方法、随机模拟方法、物理模型模拟方法和综合方法几类,每一类方法都有各自的适用范围、算法和优缺点^[25]。但是,并没有一种绝对最优的内插方法,必须要根据 LIDAR 数据的特点和用途,选择出一种最优的 LIDAR 数据内插方法。

在上面提到的几类内插方法中,几何方法、统计方法、空间统计方法、函

数方法、随机模拟方法较为普遍。下面对这几类方法进行比较,以便选择出一种适合 LIDAR 点云数据的内插方法。

几何方法:优点是计算开销少,具有普适性,不需要根据数据的特点对方法加以调整。当样本数据的密度足够大时,几何方法一般能达到满意的精度。几何方法的最大问题是,无法对误差进行理论估计。

统计方法:基本假设是,一系列空间数据相互相关,预测值的趋势和周期是与它相关的其它变量的函数。统计方法的优点是计算开销不大,有一定的理论基础,能够对误差做出整体上的估计。但是,其前提是一定要有好的采样设计,如果采样过程不能反映出表面变化的重要因素,如周期性和趋势,则内插一定不能取得好的效果。

空间统计方法:最大优点是以空间统计学作为其坚实的理论基础,可以克服内插中误差难以分析的问题,能够对误差做出逐点的理论估计。它也不会产生回归分析的边界效应。缺点是复杂,计算量大,尤其是变异函数是几个标准变异函数模型的组合时,计算量很大。另一个缺点是变异函数需要根据经验人为选定。

函数方法:是使用函数逼近曲面的一种方法。函数方法在空间内插领域大多用于一些特殊场合,如利用高密度的高程数据产生等高线、为提高格网数据的空间分辨率而内插数据等。对于利用有限的观测数据进行缺值预测和内插格网,函数方法多不适合,因为它难以满足内插的精度,也难以估计误差。

随机模拟方法:随机模拟方法的最大优点是定义了各种随机变量之间的空间相关,这类相关可以根据相邻数据把高度不确定性的先验分布更新为低不确定性的后验分布。缺点是建模困难,计算量大。

LIDAR 点云数据具有密度大、精度高、数据量巨大等特点,为了提高内插速度和保证内插的精度,需要选择一种开销少,简单易操作的内插方法,在几类方法中,几何方法开销少,普遍性强,也能满足精度要求(LIDAR 点云数据密度普遍较大),完全可以满足需求,因此选择几何方法对 LIDAR 点云数据进行内插来进行规则格网化处理。

几何法中最常用的内插方法是最近距离法和加权反距离法两种。因为最近距离法特别适合于专题数据的内插，因为它生成专题与专题之间有明显的边界，不会有不同级别之间的中间现象^[25]，而加权反距离法具有平滑的效果，便于 DTM 的提取，因此选用加权反距离法进行 LIDAR 原始数据的内插。

4.3 LIDAR 点云数据的规则格网化处理

选择了合适的数据表示方式和内插方法后，就可以对原始 LIDAR 点云数据进行规则格网化处理。在此过程中，间距的选择是一个关键的问题，它也会直接影响到规则格网化处理的速度和质量。如果选取间距过大，规则格网化处理后信息损失量较多，不能准确的进行信息提取，会对规则格网化处理的结果产生较大影响。由于 LIDAR 原始点云数据一般数据量都比较大，LIDAR 点个数少则几万个，多则几十万个，如果间距选取过小，则数据量会成倍的增长，对处理速度也会产生很大影响，同时也会降低数据精度，给信息提取带来困难。间距的选取，主要取决于原始 LIDAR 点云数据的特性，即原始 LIDAR 点云数据的采样密度、平均间隔、数据精度等因素的影响。在一定计算机处理时间内，信息损失最小的间距就是合适的间距。一般情况下，间距的大小不能超过 LIDAR 点云数据平均采样间隔。

设置好合适的格网采样间距，经过加权反距离法进行格网化处理后，就可以很方便地对 LIDAR 点数据进行组织、管理、信息提取、显示等一系列操作。

LIDAR 原始点云数据经过规则格网化预处理后，其数据表达形式可以表示为矩阵形式，设所有的原始 LIDAR 点云数据集合为 LP ，则：

$$LP = \begin{bmatrix} lp_{00} & lp_{01} & \cdots & lp_{0\ n-2} & lp_{0\ n-1} \\ lp_{10} & lp_{11} & \cdots & lp_{1\ n-2} & lp_{1\ n-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ lp_{m-20} & lp_{m-21} & \cdots & lp_{m-2\ n-2} & lp_{m-2\ n-1} \\ lp_{m-10} & lp_{m-11} & \cdots & lp_{m-1\ n-2} & lp_{m-1\ n-1} \end{bmatrix} \quad (4-2)$$

其中： m 和 n 分别为矩阵的行和列，而且 $m \times n = N$ ， N 为 LIDAR 点总数。

对影像（图 3-4）所对应的区域进行 LIDAR 原始数据采集，LIDAR 系统

的各种参数如下：

飞行速度：约 62 m/s (220 ft/s)

飞行高度：约 1371 m (4500ft)

扫描范围： $\pm 16^\circ$ (半角)

扫描频率：14 Hz

脉冲重复率：10 KHz

采样密度：平均 2.225 m (平均 7.3ft)

这样，共得到 118233 个分布不规则的原始三维 LIDAR 数据点。对这些点用加权反距离平均法进行规则格网化处理，将其转换为规则格网表达形式同时将其生成 DSM 直观地表现出来。

在这一过程中，对间距选取的差异进行比较。间距的选取如果过大，虽然所用的时间很短，但是表现出来的 DSM 分辨率很低（图 4-2），信息丢失比较严重，对于信息提取很不方便。如果间距选取过小（图 4-3），虽然信息丢失不多，但是 LIDAR 点的个数由 118233 增长到 1740134 个，DSM 表达也过于密集，反而不是很准确，而且处理的时间需要几十分钟甚至数小时，不利于信息快速提取。而选取合适的间距，可以使得信息损失小且处理时间很短，DSM 细节表达也比较清晰，如图 4-4 所示，此时 LIDAR 点个数为 278950 个，处理时间也只需要几十秒。

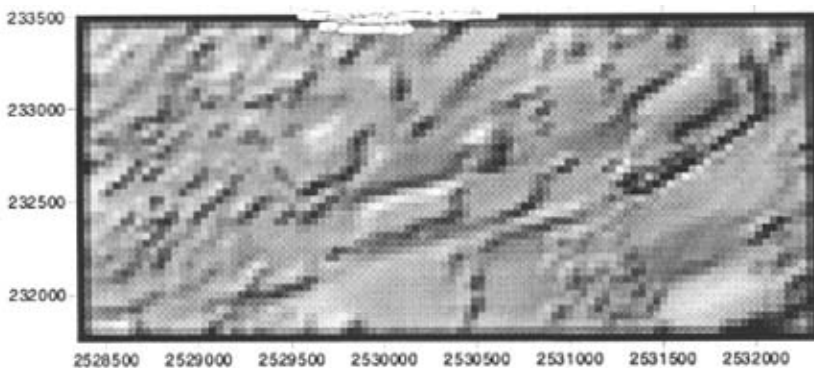


图 4-2 格网间距为 3m 得到的 DSM

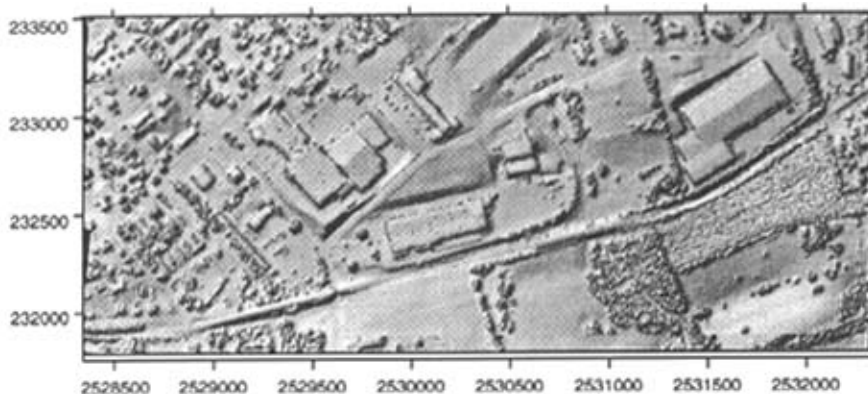


图 4-3 格网间距 0.5m 时得到的 DSM

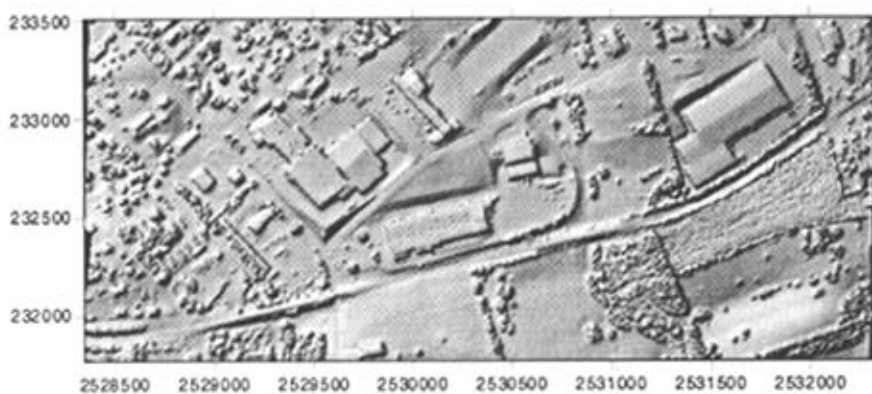


图 4-4 格网间距 1.5m 时得到的 DSM

为了更直观地表现该地区地面起伏和地表变化情况，用规则格网化处理后的 LIDAR 数据生成三维立体图（图 4-5）。从图中可以看出，影像区域为山地，地势起伏大，地形、地貌都较为复杂。



图 4-5 LIDAR 数据生成三维立体图

对原始的 LIDAR 点云数据进行规则格网化处理后, LIDAR 点云数据由原来的无规律分布转换为规则分布的矩阵形式。这样, 对 LIDAR 的处理工作, 如提取 DTM、三维建筑物提取、与影像数据的匹配等带来极大的便利, 也易于计算机编程实现。

第5章 三维建筑物提取

影像和 LIDAR 点云数据的预处理完成后,三维建筑物的提取有了必要的数
据,三维建筑物的提取就此展开。三维建筑物提取采用两种方法,第一种方法
是基于 DTM 提取进行建筑物三维提取,这种方法是应用较为普遍。它直接从规
则格网形式的 LIDAR 点云数据中进行提取,主要是按照现有文献中基本步骤进
行实现。第二种方法是在分析、改进前一种方法基础上提出的 LIDAR 三维建筑
物提取,它通过 LIDAR 点云数据和影像的匹配来进行三维建筑物提取。

5.1 基于 DTM 的建筑物三维提取

直接从 LIDAR 点云数据进行三维建筑物提取方法普遍都是通过生成 DTM
后,用 DSM 减去 DTM,再进行面积阈值、高程阈值等操作来进行建筑物提取
的^[4,6,8],在绪论中已做过介绍。

GPriestnal 等人认为建筑物高于周围的地面^[6]。首先,将原始 LIDAR 点云数
据规则格网化处理后生成 DSM,再用一个窗口大小合适的均值滤波器对 DSM 进
行均值计算得到一个低于 DSM 的参考表面(即粗略的 DTM),接着用原始 DSM
减去该参考表面,得到一个中间表面,相减后得到表面就包含地面上的物体。
最后用高程阈值等方法对提取出来的地面上物体进行分类,以分辨和提取建筑
物信息。

为了得到一个正确的参考表面,需要设置窗口大小适合的均值滤波。在一
定的变化范围内,用不同窗口大小的均值滤波器对 DSM 进行平滑后,分别得到
对地表和地表上面的物体比如树木,建筑物等的影响程度,这个影响程度用标
准差来表示,然后利用这些标准差的变化曲线确定出一个窗口大小合适的滤波
器。

从 LIDAR 数据中提取三维建筑物的普遍做法,即如图 1-1 所示,具体提取
步骤如下^[6]:

- 1、首先将原始 LIDAR 点云数据进行规则化处理后生成 DSM;
- 2、然后再利用形态学等方式对 DSM 数据进行过滤以得到地面信息 (或者 DTM), 也称为参考面;
- 3、用原始数据减去参考面, 通过阈值获得高于地面的目标, 基本上是植被和人造目标, 如建筑物等;
- 4、对这些地面上目标进行高程阈值去除非建筑物物体, 利用面积阈值操作去除小面积物体;
- 5、在有大面积植被或者植被和建筑物连接的情况下, 利用建筑物光滑度等特征将建筑物和植被进行分离, 进而得到三维建筑物。

其中, 步骤2是最重要的一步, 因为它关系到建筑物提取结果。目前已经提出很多DTM提取方法, 美国New South Wales大学的Rottensteiner等人利用数学形态学方法对DSM进行过滤以提取DTM^[8]。该方法首先设置一个正方形的结构元素对, 这个结构元素的大小对应于数据组中最大建筑物的面积。用这个模板进行形态开运算去除大面积的建筑物区域, 然后对这个区域进行表面光滑度和NDVI评估。在第一次循环中, 对表面光滑程度应用很严格的阈值, 这是因为他们认为面积很大的建筑物有着很大的平面。然后, 不断将结构元素变小, 重复上面的全部步骤, 但是已经被判断为建筑物的区域, 上次循环中DTM的高程应该被形态运算结果代替, 已经被发现的建筑物就被消除。整个过程随着结构元素的缩小不断进行, 直到到达用户自己定义的程度停止循环, 最终得到DTM。

Christopher首先在一个格网单元中寻找出最小值并形成模拟的表面, 然后单元内其他点的高程都改变为最小值, 这样就形成严格的模拟表面, 再对模拟表面内插处理得到地面值。对于平表面的桥梁和建筑物, 要进行基于梯度特征操作以梯度阈值的方式去除, 最终得到DTM。该方法在地形平坦情况下取得了较好的结果^[54]。

王涛等人则进行了从LIDAR数据提取城区DTM的研究^[55], 他们首先利用Delaunay方式将原始的激光数据构建成二维TIN模型, 从而构建数字表面模型(DSM)。再通过分析数字表面模型的坡度进行初始分割, 剔除坡度较大的三角

形(阈值为60)。将倾斜角度较大的面片剔除后,剩下的就是地面区域以及建筑物的屋顶部分。经过初步的分割之后,再使用区域增长的方法进行连通成分分析,即从某个三角形出发,按照一定的准则,逐步加入邻近三角形,当满足一定的条件时,区域生长终止,目的主要是为了获取平坦区域的连通成分。接下来对连同区域进行分析获取每个分割区域的特征,如果连通区域所覆盖的区域较小,那么就先判断为建筑物,最后将连通区域大的定为地面连通成分,提取出裸露地表高程,最后由这些判定为地面的点通过Krig插值重新构建数字地面模型。

由于地形和地物的复杂性,以及LIDAR原始点云数据的不连续性和不规则性,很难用一种方法对所有地形都适用^[36]。

5.1.1 从 DSM 中提取 DTM

从 DSM 中生成 DTM,主要是去除 DSM 中的建筑物、树木等地物。在一个小的范围内,如果所有的数据点都是建筑物或者地面点,高差不会很大。反之,如果在这个范围内既有建筑物或者树木等地物,还有一些地面点,则高差较大。在一个既有地物点也有地面点的范围内,将地物点的高程模拟为周围地面点的高程,最终就可以得到 DTM,由此提出基于单元的快速从原始 LIDAR 点云数据中提取 DTM 的方法,通过对单元内每个点和相邻单元的各种判断实现 LIDAR 数据的过滤和平滑,最终得到 DTM,具体的步骤如下:

- 1、从第一个点开始,间隔为 2 进行行、列循环,选择与之相邻的四个点为一个单元,统计每个单元内四个点中的最大值、最小值和平均值;

- 2、对每个单元内的最大值和最小值进行相减,如果两者差值大于给定的阈值,则将最大值对应的 LIDAR 点高程值改变为最小值。然后对该单元内剩余两个点进行判断,如果两点中任意一点高程值和最大值接近,则将该点的高程也改变为最小值;

- 3、逐行、列进行循环,以某个单元为中心,若该单元的最大值与其上下左右四个方向中任意一个单元的最大值差值大于阈值,且两者的最小值接近,则

将该单元内四个点的高程值都改变为该单元内的最小值；若该单元最大值与其周围 4 方向上任意一个单元的最大值差值和最小值差值都超过阈值，则将该单元内四个点的高程全部改变为对应方向单元的平均值；

4、逐行、列进行循环，以每个点为中心（0 位置），若中心点高程值均大于周围 8 方向（1~8 方向）点高程值，则将该点的高程值改变为周围 8 点的平均值；若中心点高程大于其周围 8 方向中任一点（如 0-2 方向）且差值超过阈值，而与之相反方向上（0-6 方向）两者高程差值较小，则将该点的高程改变为该方向点的高程（即将 0 点高程改变为 2 点高程）；

5、梯度阈值分割。由梯度的定义可知，在高程变化剧烈的地区，梯度值也相对较大。因此对每个点求梯度，若梯度值大于阈值，表示该点和周围的点高程有剧烈变化，则将该点的高程改变为参加该点阈值运算时其他所有点的平均值。

通过以上 5 步，最终提取出 DTM。提取结果如图 5-1 所示，三维显示如图 5-2 所示。

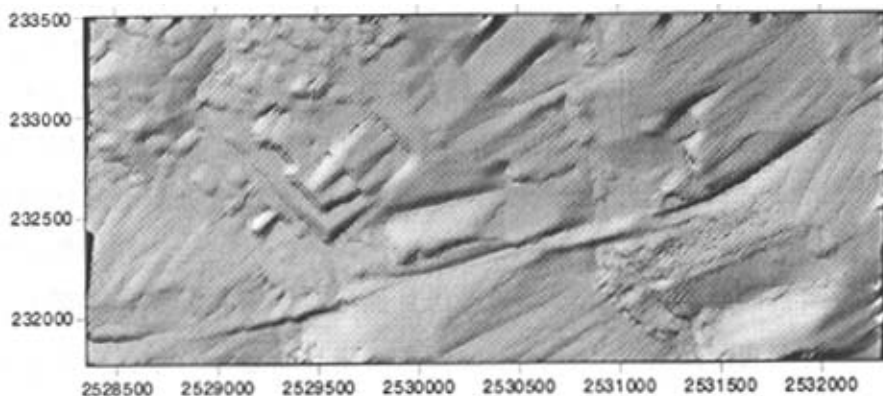


图 5-1 生成的 DTM



图 5-2 生成的 DTM 三维显示效果图

从提取结果来看，DTM 提取结果中，地面物体中基本被去除，而且没有改变本来的地形起伏情况。结果表明基于单元的 DTM 提取方法是可行的，它基本无须人工干预，能够快速、准确的提取 DTM。

5.1.2 建筑物提取结果

从 DSM 生成 DTM 的过程中，地面点的高程不变，通过两者减运算后 DSM 中的这些地面点高程变为 0，进而就可以在 DSM 去除掉这些点。而生成 DTM 过程中，非地面点的高程发生了变化，通过相减运算后 DSM 中的这些点高程不为零，而是这些地面物体本身的高度，如建筑物的高度，到这些高程不为 0 的点，即中间点。得到的这些中间点就是地面上物体点（主要是植被和建筑物），再对得到的这些地面上物体进行面积、高程等阈值操作进行判断和分类，最终实现建筑物提取。

对建筑物的判断，应用最多而且也最简单的就是面积和高程阈值。高程阈值的设定比较简单，一般都是根据先验知识来确定。建筑物面积大小差异比较大，面积阈值的设定比较复杂。高程阈值的设定，尤其是平顶建筑物，相邻点的高差不会相差很大，对于树木来说相邻点高差相差就较大。面积阈值的设定主要是因为和树木、汽车等物体相比，建筑物的面积较大。但是，由于非建筑物物体面积大小不一，如果仅仅使用一个固定的面积阈值，很难一次去除这些物体，而且设置一个合适的面积阈值会很困难，这样就很难达到理想的效果。通过一些先验知识的分析，最终将高程阈值设置为 2.5m，将面积阈值设置为 $3 \times 3 \text{m}^2$ (Franz, 2003)。

利用生成 DTM 的方法来提取建筑物, 图 5-3 为用 DSM (图 4-4) 减去 DTM (图 5-1) 后得到的中间部分。图 5-4 是对中间部分 (图 5-3) 进行了高程阈值操作后的结果, 其中高程阈值设置为 3m。图 5-5 是进行面积阈值操作后的结果, 面积阈值设置为 $3 \times 3 \text{ m}^2$ 。

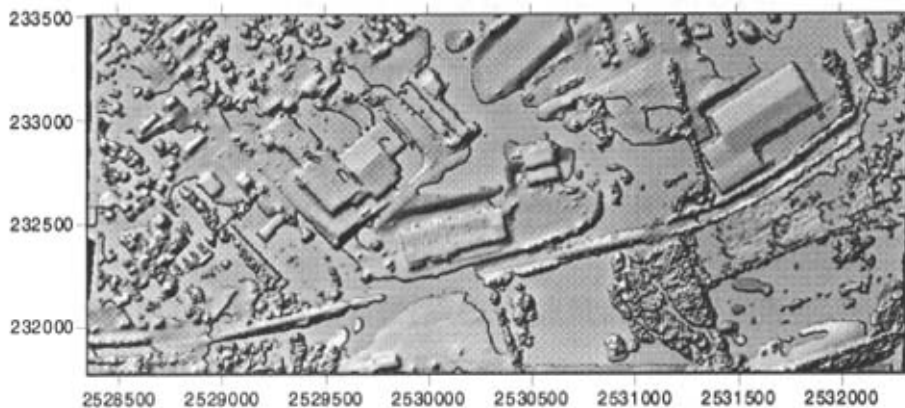


图 5-3 DSM-DTM 后得到的地面上物体

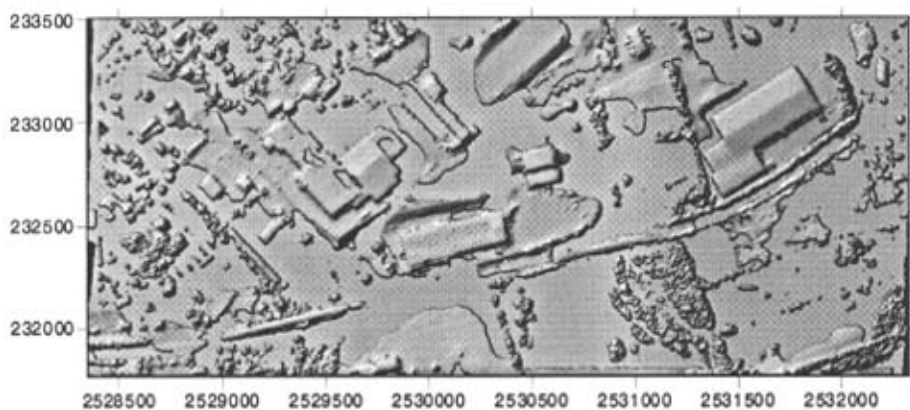


图 5-4 通过高程阈值操作后的结果

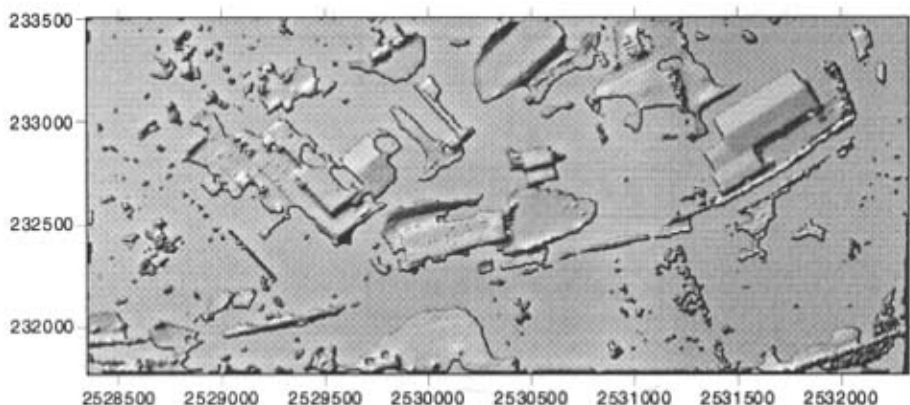


图 5-5 用 3×3 大小的面积阈值对图 5-4 处理后结果

由于实验数据中没有大面积植被和建筑物相连区域,因此没有继续进行光滑度特征判断,但是从提取结果来看,提取出来的建筑物并不完整,建筑物周围的一些地面点也没有完全去除。对于一些地区,比如地形起伏较大地区,很难把建筑物和植被区分开来。同时,提取建筑物的结果和 DTM 的提取质量有很大的关系,而高精度 DTM 的生成,在很多情况下也存在困难。因此,通过 DTM 提取进行建筑物三维提取并不实用。

5.2 基于影像的 LIDAR 数据三维建筑物提取

基于单独利用 LIDAR 点云数据提取三维建筑物的各种局限性,作者提出了通过匹配影像和 LIDAR 点云数据提取三维建筑物的方法。该方法主要是为了克服现存方法的一些局限性,能够在一个大面积的区域内无需顾及地形起伏状况影响,在 LIDAR 点云数据密度和精度都不高的情况下,通过将影像和 LIDAR 数据匹配后对 LIDAR 点云数据进行三维建筑物提取,一次性、低成本地提取三维建筑物。这是论文的重点,也是论文的最终目的。建筑物三维提取的过程如图 5-6 所示:

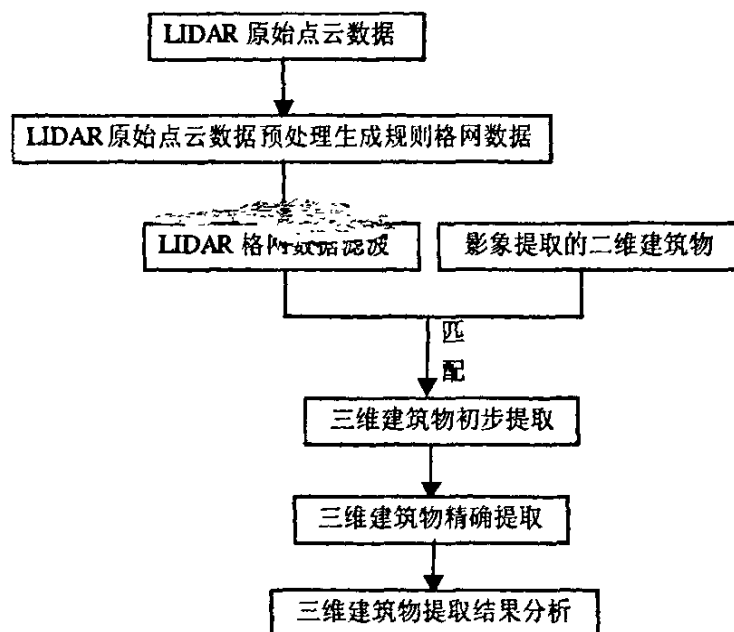


图 5-6 三维建筑物提取流程

5.2.1 处理后的 LIDAR 点云数据与影像粗匹配

原始 LIDAR-点云数据经过规则化处理后,就可以与处理后的影像进行粗匹配。匹配的方法 and 传统匹配方法基本一致,就是分别在影像和 LIDAR 数据生成的 DSM 中选择若干对同名点,分别得到点坐标,再利用得到的这些同名点坐标计算匹配系数。不同于传统的匹配方法, LIDAR 点云数据和影像匹配并不是精确匹配,而是大致的匹配,故也称为粗匹配。粗匹配只是将 LIDAR 点云数据和影像数据进行平面上(x 、 y 方向)的匹配,并不涉及到 LIDAR 点云数据中的高程分量(z 方向)。

LIDAR 点云数据有自身的坐标,影像也有像素坐标,匹配就是对于这两个坐标系统进行的。设规则格网化处理后的 LIDAR 点数据坐标分别为 lp_x 、 lp_y , 经过建筑物提取后的影像中像素坐标分别为 p_x 、 p_y , 通过匹配关系将两个坐标系进行匹配,匹配关系为:

$$\begin{bmatrix} lp_x \\ lp_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} \quad (5-1)$$

其中, a_1 、 b_1 、 a_2 、 b_2 为坐标转换系数, x_0 、 y_0 分别为两个坐标系 x 轴和 y 轴的相差数的常数。这样,通过分别在 LIDAR 点云数据中和影像中找到三对以上的同名点,同时得到它们各自的坐标,代入上式,就可以求得转换系数 a_1 、 b_1 、 a_2 、 b_2 和常数 x_0 、 y_0 。通过这六个参数, LIDAR 数据和影像就建立起了匹配关系。如果得到影像中某个像素的坐标,就可以用这六个参数计算出相对应的 LIDAR 点坐标。

因为匹配的目的在于 LIDAR 点云数据中寻找建筑物的范围,因此选取的同名点全部为大型建筑物的顶点(图 5-7),而且为了提高匹配的准确度,选取同名点时尽量使得同名点均匀分布在试验区域内。

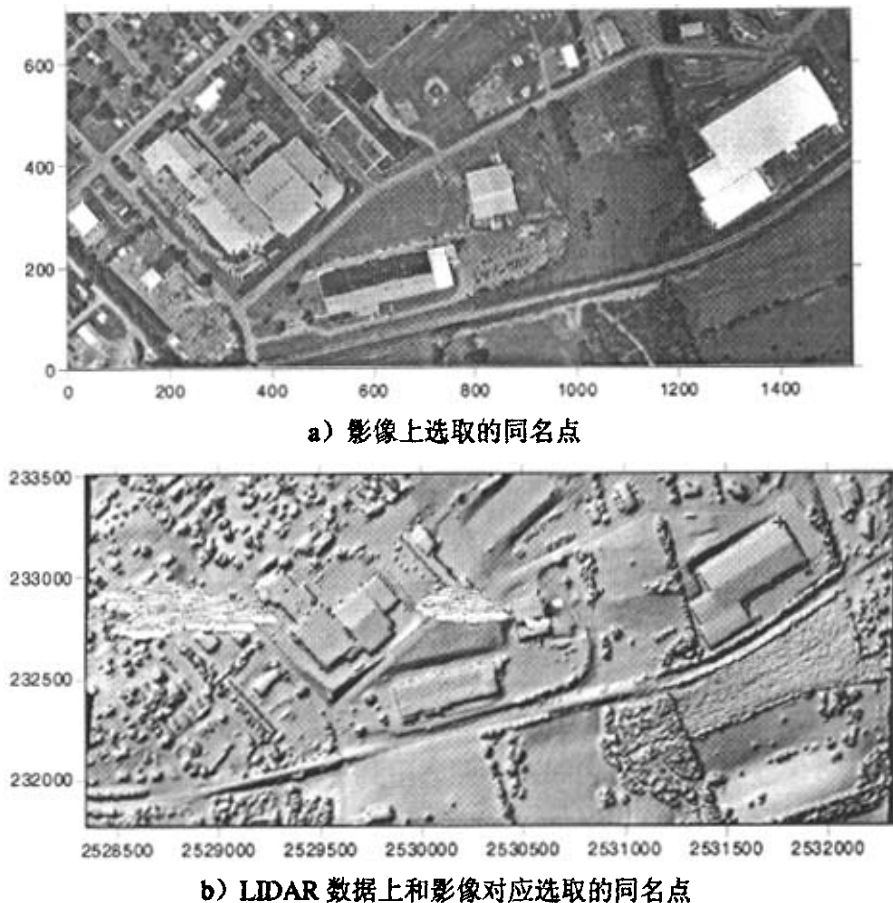


图 5-7 同名点选取

5.2.2 三维建筑物初步提取

将影像和 LIDAR 点云数据进行粗匹配后，可以得到两者之间的匹配参数。这样，通过这组匹配参数，以影像中提取出来的二维建筑物为参考，进行一对多的匹配，进而在 LIDAR 点云数据中大概确定出建筑物的范围，去除掉大量的非建筑物 LIDAR 点数据，为最终的建筑物精确提取提供很大便利。

影像经过处理，白色像素代表建筑物，以影像中这些建筑物像素点坐标为基准，通过匹配参数计算，在 LIDAR 数据点中得到一个与之对应的 LIDAR 点理论坐标，但由于二维建筑物提取不准确、匹配存在误差等多方面的原因，得到的这个理论 LIDAR 点并不能保证就一定是建筑物点，做不到真正意义上的精

确匹配, 只能是通过匹配, 在 LIDAR 点云数据中大概确定一个建筑物范围, 而且这个建筑物的范围应该比真实的建筑物范围要大, 这样才能保证建筑物的准确性和完整性, 这样就必须在给这个理论坐标设置一个范围, 即从影像中的一个建筑物像素的屏幕坐标 p_{xy}, p_{yy} , 通过匹配参数得到一个 LIDAR 点的理论坐标 (X_y, Y_y) , 然后给这个理论坐标的纵、横方向分别设置一个阈值 T_x 和 T_y , 坐标在这个阈值范围内的 LIDAR 点都认为是建筑物点, 从而在 LIDAR 点云数据中初步确定一个完整的建筑物范围, 大概提取出三维建筑物。具体的做法就是:

1、对处理后影像进行逐行扫描, 找到影像中第一个建筑物点, 同时得到这个像素点的屏幕坐标;

2、利用匹配得到的坐标匹配参数计算出一个理论的 LIDAR 点坐标;

3、给得到的这个理论坐标 x 、 y 坐标分别设置一个阈值 T_x 和 T_y , 确定一个匹配后的范围;

4、在 LIDAR 点云数据中查找出在这个范围内的 LIDAR 点坐标, 这样就得到若干个与该像素点匹配的 LIDAR 点数据, 将这些 LIDAR 点数据保存;

5、继续找到影像中下一个影像中的建筑物像素点, 重复上面的步骤, 直到搜索到影像最后一个建筑物像素。

6、最终得到所有可能为建筑物的 LIDAR 点数据, 建筑物初步提取结束。初步提取出来的建筑物点集合 LP_1 为:

$$LP_1 = \{lp_y \in LP : |X_y - T_x < lpx_y < X_y + T_x, Y_y - T_y < lpy_y < Y_y + T_y, |\} \quad (5-2)$$

在提取过程中, 匹配阈值的选取很重要。阈值选取过大, 得到的建筑物范围过大, 失去了提取意义。如果阈值选取过小, 则不能保证建筑物的完整性和准确性。选择合适的阈值, 不仅能够尽可能的去除掉非地面点, 得到完整、准确的建筑物范围的同时还可以很大程度提高运算速度, 也为后面的建筑物精确提取提供极好的数据条件。阈值选取主要是考虑到匹配精度、非正射影像的投影差、LIDAR 点云数据密度等因素的影响。一般来说, 阈值的大小和影像投影差

成正比，投影差越大，二维建筑物提取结果越不精确，因此阈值也要相对较大，这样尽可能的保证在 LIDAR 点云数据中建筑物范围的完整和准确。阈值大小和 LIDAR 点云数据的密度成反比，密度越大，阈值相对越小。同样，匹配精度越高，阈值也就相对越小。阈值的选取，需要对这些因素进行综合考虑，同时应该遵循保守原则，选取一个合适的阈值来进行三维建筑物的初步提取。

经过粗匹配初步提取建筑物后，LIDAR 点云数据中的道路、树木、植被等地面物体已经被去除掉，地面上物体种类减少，剩下的只是建筑物和邻近的一些地面点，它们的各自特征差异更明显，归类和识别难度减小。

将处理后影像（图 3-13）和 LIDAR 点云数据（图 4-4）设置不同的阈值进行匹配后初步提取建筑物，提取结果分别如图 5-8、图 5-9、图 5-10 所示。其中，图 5-8 和图 5-9 分别问阈值设置过小和设置过大的提取结果，图 5-10 为阈值适合情况下的提取结果。从提取结果（图 5-11）可以看出，此时，LIDAR 点云数据的个数大量减少，经过初步提取后去除了绝大部分的非建筑物点，剩余 LIDAR 点基本上是建筑物本身及其周围一些地面点，而且提取出来的建筑物范围比较准确。

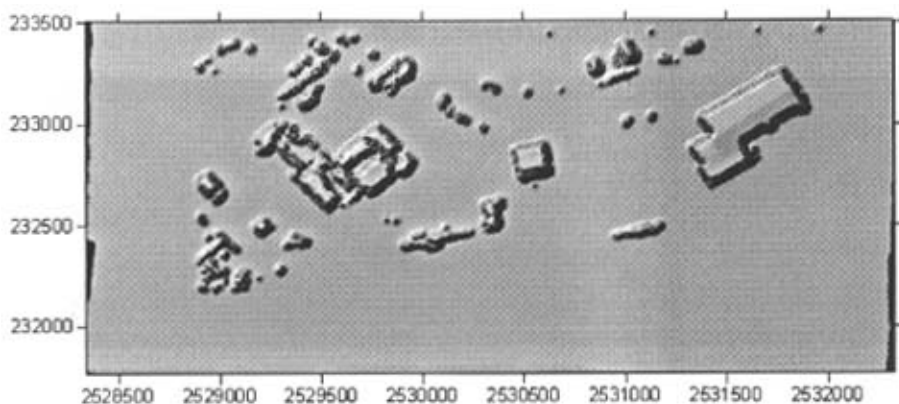


图 5-8 阈值过小匹配后三维建筑物初步提取结果

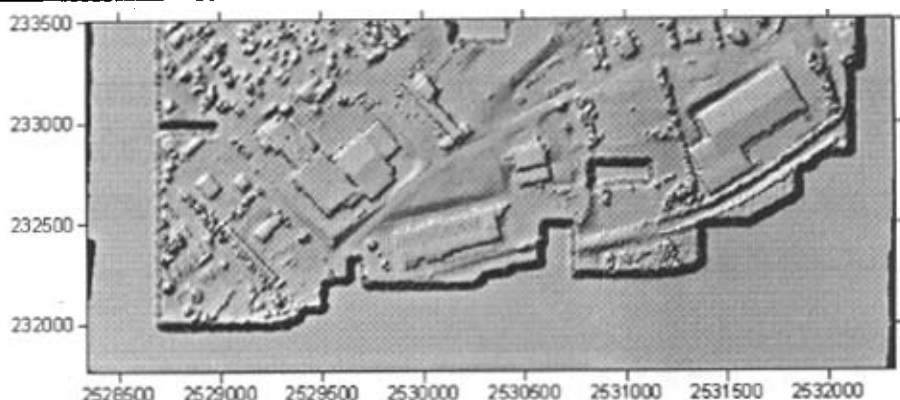


图 5-9 阈值过大匹配后三维建筑物初步提取结果

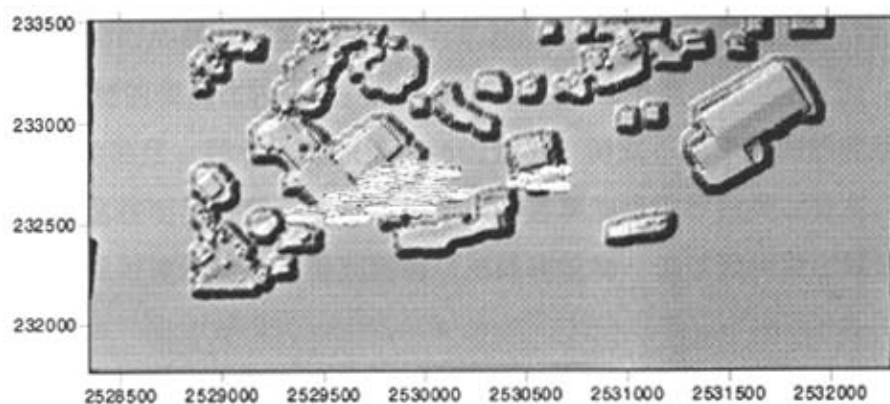


图 5-10 经过匹配后三维建筑物初步提取结果

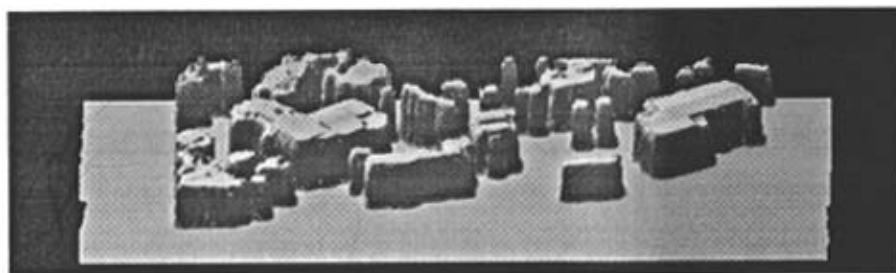


图 5-11 经过匹配后三维建筑物初步提取结果三维显示

5.2.3 三维建筑物的精确提取

通过 LIDAR 数据和影像粗匹配对三维建筑物进行初步提取后，剩余的 LIDAR 点就基本为建筑物及其周围的地面点，下一步的工作就是将建筑物点和地面点进一步精确分离，得到精确的三维建筑物。而三维建筑物的精确提取，

主要是考虑到建筑物的高度、形状、面积等特征来进行的。

对于建筑物和地面点，它们在高度、形状、面积等方面都有很大的差异，主要表现在以下几方面：

1、和地面相比，建筑物的高度较高，尤其是在建筑物和地面相临边界上，表现更为明显。通常来说，在建筑物边缘地区，其高度比地面高出几米甚至几百米；

2、和地面上一些其他物体相比，比如汽车、水塔等物体，建筑物的面积通常都较大；

3、建筑物的形状一般都比较规则，尤其是在顶角处，很多情况下都为直角。

4、建筑物的表面比较光滑，周围的地形也比较平坦。

对建筑物高度、形状、面积等特征的分析，得到不同于地面的建筑物自身特征。利用这些明显特征，就可对地面点和建筑物点进行归类、分离，去除地面点的同时保留建筑物点，得到精确的三维建筑物，该过程叫做三维建筑物精确提取。

在平地等地方，高程变化很小，而且形状也可能会比较规则，很难完全去除这些非建筑物点。不同于其他提取方法，即逐步去除非建筑物点保留建筑物，建筑物精确提取顺序是逐步寻找出具有典型建筑物特征的建筑物点（可以是单点），然后以这些点为种子点，进行区域生长，最终得到完整的建筑物。

通过对上述建筑物特征进行综合分析可以得知，在建筑物和地面的连接处，建筑物和地面的特征最为明显，可以通过建筑物点的一些典型特征，如高程、角度、光滑度等特征，对建筑物点和非建筑物点进行分离。基于此，建筑物种子的寻找就是从寻找建筑物边缘处展开。

5.2.3.1 梯度阈值分割检测建筑物边缘

梯度运算是图像处理学中一种简单操作，但是同样可以应用到 LIDAR 点云数据中，只是用高程来代替灰度值。

1、梯度阈值的定义

根据梯度的定义可知,梯度的数值就是数据在其最大变化率方向上的单位距离所增加的量。设初步提取后的 LIDAR 点云矩阵为 $LP(i, j)$, 定义 $LP(i, j)$ 在点 (i, j) 的梯度矢量为 $G[LP(i, j)]$, 则:

$$G[LP(i, j)] = \left[\left(\frac{\partial LP}{\partial i} \right)^2 + \left(\frac{\partial LP}{\partial j} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5-3)$$

在应用中,有很多梯度算子,但是从实际处理效果来看,Robert 梯度效果较好^[44]。因此,选取 Robert 梯度算子进行运算,则:

$$\begin{cases} \frac{\partial LP}{\partial i} = LP(i, j) - LP(i-1, j-1) \\ \frac{\partial LP}{\partial j} = LP(i-1, j) - LP(i, j-1) \end{cases} \quad (5-4)$$

对初步提取结果直接进行梯度运算后, LIDAR 点云数据中某点的梯度值正比于邻近点高程值的差分。因此在高程变化缓慢区域,比如建筑物内部或者平坦地面处,其梯度值会很小,而在高程变化剧烈地区,如建筑物边缘处,建筑物和地面点之间有较大的高差,其梯度值会很大。设置一个阈值,当梯度值小于该阈值时,就去除这个点,当某点梯度值大于该给定阈值时候,将保留该点。这个过程就是梯度阈值分割,即:

$$G[LP(i, j)] = \begin{cases} 0 & G[LP(i, j)] < \Delta_T \\ LP(i, j) & G[LP(i, j)] \geq \Delta_T \end{cases} \quad (5-5)$$

梯度阈值分割的目的是为去除 LIDAR 点云数据中的平面地面,同时保留建筑物的边缘地区,便于寻找具有典型特征的建筑物种子点。

对 LIDAR 点云数据进行梯度阈值操作后,为了使得边缘地区完整准确,提高种子点的准确性,需要对保留的 LIDAR 点进行膨胀、补点运算,具体的操作原理见第 3 章。最后,还应该去除孤点。

2、梯度阈值的应用

对建筑物初步提取结果(图 5-11)进行梯度运算,结果如图 5-12,此时可以明显看出,建筑物的边缘处 LIDAR 点梯度值高于建筑物内部点和地面点。

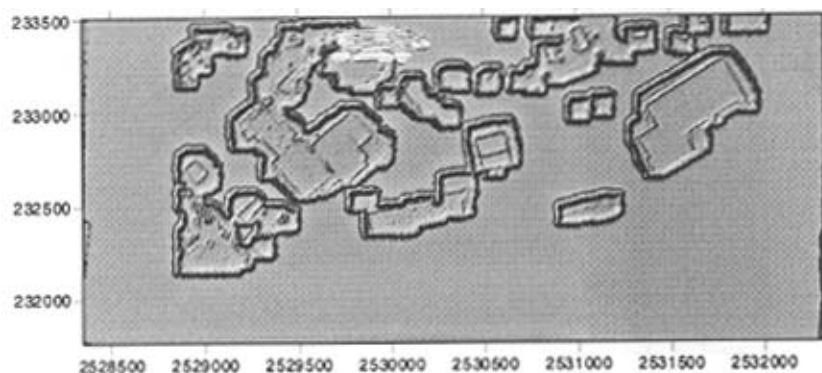


图 5-12 对初步提取建筑物进行梯度运算后的结果

对梯度运算结果进行梯度阈值操作，根据建筑物的高程特征，设置阈值 $2.5 \leq \Delta_T \leq 200$ ，则梯度阈值处理结果如图 5-13：

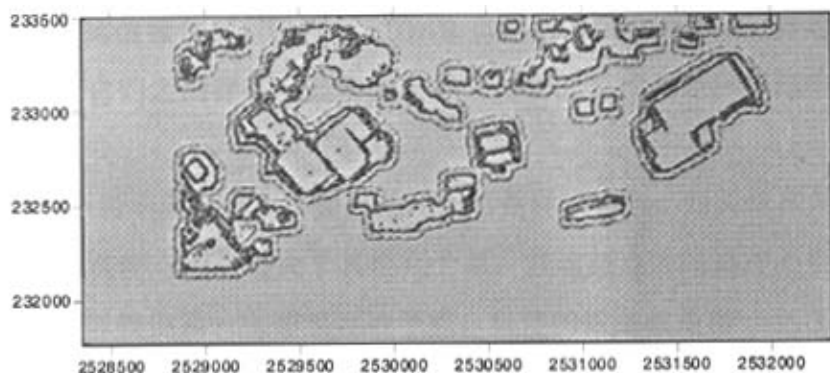


图 5-13 梯度阈值运算结果

经过梯度阈值操作后，建筑物的边缘区域全部被完整准确找到。但是如果仅仅在这些边缘点中寻找种子点，就会比较困难，因此还需要对这些点进行膨胀操作，对这些边缘点进行扩充，得到更多的种子点备选库，以便准确的寻找出种子点，结果如图 5-14 所示。通过膨胀操作，利用边缘地区建筑物和地面点的明显特征，寻找典型的建筑物种子点也就较为容易，

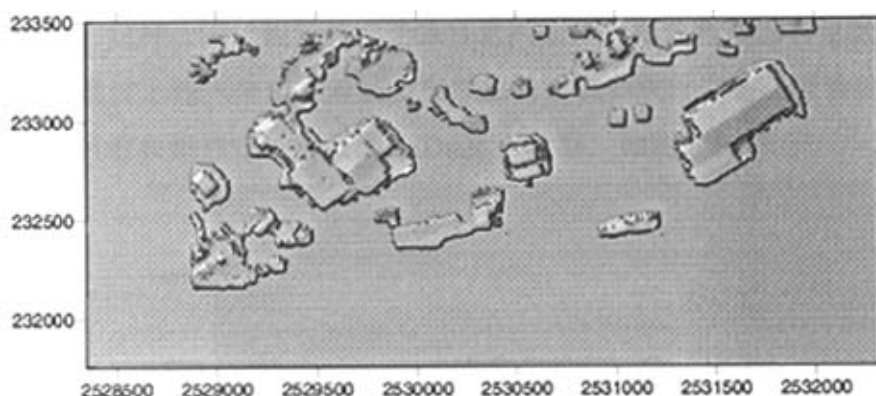


图 5-14 梯度阈值运算后补点结果

5.2.3.2 寻找建筑物种子点

经过梯度阈值操作后，保留的 LIDAR 点中基本只有两种点，即建筑物点和邻近地面点。它们之间存在着显著的差异，种子的寻找就是利用这些差异进行的。

1、在一个较小的区域内，如果某几个点是建筑物点，而其他点为非建筑物点，则这些建筑物点的高程大于其他几个点，且这些点之间高差不明显。通过这一特征，可以找出第一批建筑物种子点。具体的做法就是在一个 3×3 大小的区域内，对 9 个 LIDAR 点相互进行比较，找出具有上述特征的那些点，然后将这些种子点保存，同时在初步提取结果中去除这些点。

2、一条直线上的三个点，若中间的那个点恰恰是建筑物的边缘点，则其两侧的 LIDAR 点，有一个高程差异大另外一个差异小。通过这种特征，可以找到若干个建筑物边缘点。具体的操作如下：用一个 3×3 大小的模板逐行、逐列循环处理步骤 1 后剩余的所有 LIDAR 点云数据，在这个模板内，以中间点为原点，分别对四个方向上的每个方向上的三个点进行判断，若有一个方向符合要求，则认为该原点是建筑物边缘点，记录并保存。

3、建筑物直角检测。在 LIDAR 点云数据中，若某点为建筑物顶点，则以该点为圆心，在一个半径范围内，通常都有两个点和其一起构成一个直角，而且该点比周围某些地面点要高出很多，同时构成直角的三个点高程变化不会很

显著。这样，通过检测这两个条件来判断该点是否有可能为建筑物顶点。

通过上述三个步骤对初步提取出的建筑物进行严格、精确处理，寻找出若干个具有典型建筑物特征的 LIDAR 点数据，如图 5-15 所示：

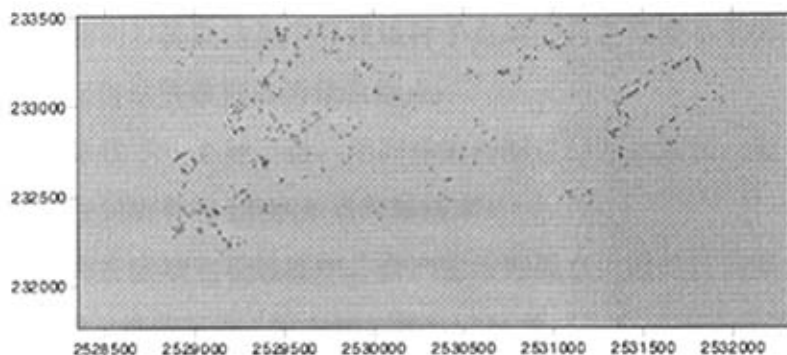


图 5-15 建筑物种子点寻找结果

5.2.3.3 区域增长

寻找出具有典型特征的建筑物点后，以这些点为种子点进行区域生长，就可以得到完整的三维建筑物。

1、区域增长原理

区域增长是数据图像处理中一种重要的方法。这种方法把一组整体的数据（如一幅图像）分为许多很小的初始区域，这些区域有可能为单个数据或者很小的相邻区域。在这些区域里，对经过适当定义的能反映一类物体内部成员隶属程度的数据属性进行计算和判断。接下来对相邻数据进行考查，若它们直接的隶属关系强，则相邻数据被保留并合并，反之则被消除。区域生长的过程是一个迭代过程，这个过程中会使人感觉某类物体的区域不断的增大，直到增大到其边界对应于物体的真正边界为止。

区域增长法可分为点连接区域增长、混合连接区域增长、中心连接区域增长及混合连接组合技术。根据 LIDAR 点云数据的特征，选用中心连接区域增长，主要利用 LIDAR 点云数据中的建筑物高程属性作为限制条件来进行区域增长。

2、区域增长的具体步骤

以建筑物初步提取结果中所有 LIDAR 点云数据为数据补充来源，利用寻找

出来的种子点进行区域增长的具体步骤分为三步：

首先，将寻找到的种子点和建筑物初步提取结果进行叠加；

接着，对种子点进行逐行、逐列扫描，找到第一个种子点，以该种子点为圆心，在建筑物初步提取结果中寻找该种子点周围与之高差小于给定阈值的点作为补充点，保留这些数据点为建筑物点；

然后继续寻找下一个种子点，用同样的判断进行区域增长；最后，迭代进行上述步骤，直到所有的 LIDAR 点判断结束。

最后，因为在区域生长过程中，会产生一些孤点，因此还需要去除这些孤点，得到完整的三维建筑物（图 5-16、图 5-17），最终完成三维建筑物提取工作。

从提取结果可以看出，绝大部分建筑物基本上全部被正确提取，且形状并没有发生变形。

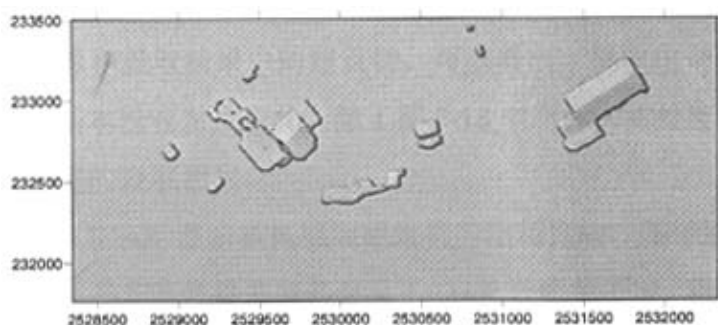


图 5-16 三维建筑物提取结果



5.3 建筑物三维提取结果分析

通过影像与 LIDAR 点云数据匹配确定建筑物范围，初步提取三维建筑物后，再通过梯度阈值、种子点寻找和区域增长等处理后，对初步提取结果进行精确化处理得到三维建筑物。



图 5-18 未被正确提取的建筑物

比较原始影像和提取结果中的建筑物，可以看出，提取出来的建筑物较完整，建筑物形状基本没有发生变化。除了图 5-18 中所标的两处建筑物外，其他的建筑物都被完整的提取出来。

和单独利用 LIDAR 点云数据提取建筑物方法相比较，基于影像的 LIDAR 数据三维建筑物提取方法能够很好的弥补 LIDAR 数据的不足，利用影像中包含丰富的纹理、灰度等特征，有效克服了单独利用 LIDAR 点云数据提取建筑物方法的局限性，达到了预期的目的。

第6章 程序系统介绍

为进行 LIDAR 数据和影像处理, 作者编写专用程序, 称为 LIDAR 影像处理软件。程序用 C++ 编程语言编写, 主要功能分为三个模块: 图像处理、LIDAR 点云数据处理、结合影像和 LIDAR 提取三维建筑物。

图 6-1 为程序运行的主界面, 运行界面由菜单栏、状态栏和工作区间组成, 程序运行后, 默认状态为影像处理模式。

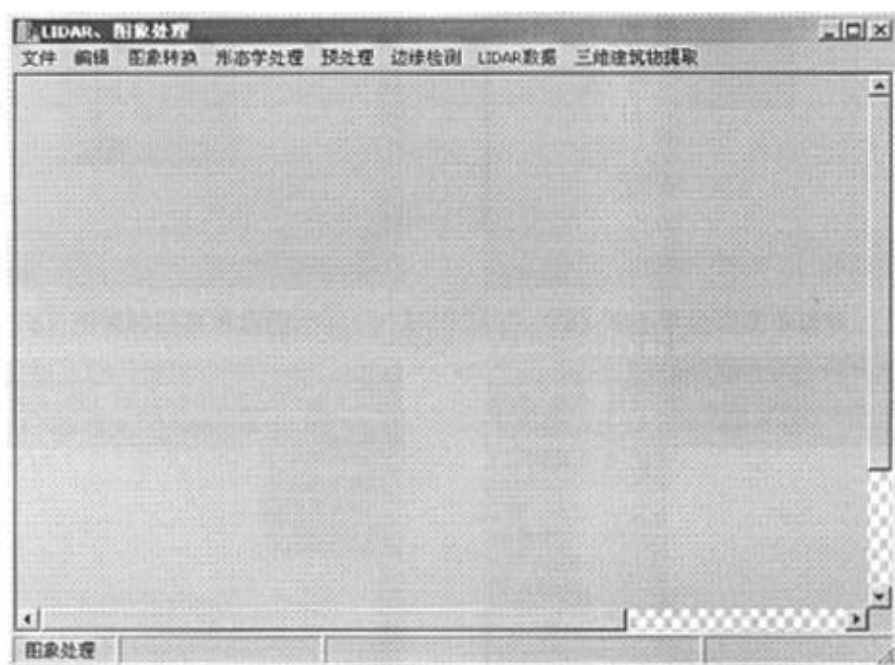


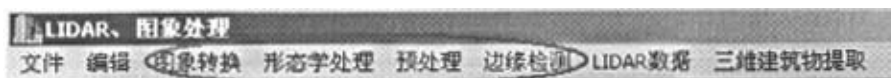
图 6-1 程序主界面

“文件”菜单主要是新建工作区间、读取、保存等基本通用功能。LIDAR 数据处理结果是通过相应软件进行显示, 因此为了使 LIDAR 影像处理程序和软件互相配合, 相应的一些功能如 LIDAR 数据处理等, 数据保存格式和相应软件的格式一致。

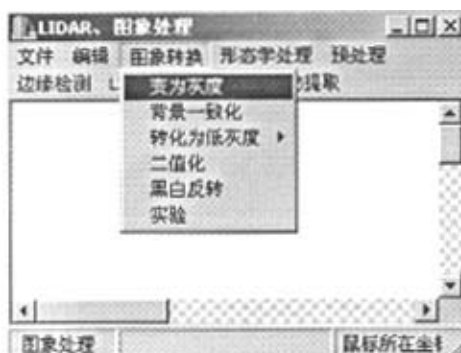
6.1 图像处理功能

在 LIDAR 影像处理程序中, 影像处理模块是最先进行也是操作最多的模

块。该模块有图像转换、图像预处理、形态学处理和边缘检测四种功能(图 6-2), 每个功能中有不同的处理方法, 比如形态学处理模块又包含形态腐蚀、形态膨胀、细化和修剪四个操作方法。在图像处理过程中, 可以用这些方法根据具体情况进行不同的操作, 得到不同的处理结果。



a) 图像处理四种功能菜单



b) 图像转换菜单功能



c) 形态学处理菜单功能



d) 图像预处理菜单功能



e) 边缘检测菜单功能

图 6-2 形态学处理模块

当程序读通过文件菜单中的“读取图像”命令读入图像后, 工作区随即得到需要处理的图像, 在图像上移动鼠标, 在程序右下角的状态栏中, 同步显示出当前鼠标所在位置像素的坐标和灰度值(如图 6-3 中椭圆内部分)。通过这一功能, 可以很方便地对影像中目标灰度进行初步统计, 进而在灰度阈值操作时

更方便也更准确。

图像处理功能处理对象为位图（后缀名为.bmp），处理后的结果也保存为位图格式。在进行形态学处理时，图像必须为二值图像，否则图像不发生变化。非二值图像需要用“图像转换”菜单中“二值化”操作将图像转换为二值图像，然后再进行形态学处理。



图 6-3 鼠标所在位置的像素坐标和灰度

6.2 LIDAR 点云数据处理功能

LIDAR 点云数据处理主要有三个功能：原始 LIDAR 数据（X, Y, Z 格式）输入，格网化后的 LIDAR 数据（矩阵形式）输入和矩阵形式 LIDAR 数据处理功能，如图 6-4 所示。当读取规则格网形式的 LIDAR 点云数据后，可以生成 DTM，以规定格式保存在一个 DTM.txt 的文件中，利用相应软件可以直接将结果显示出来，而且便于进行各种统计。

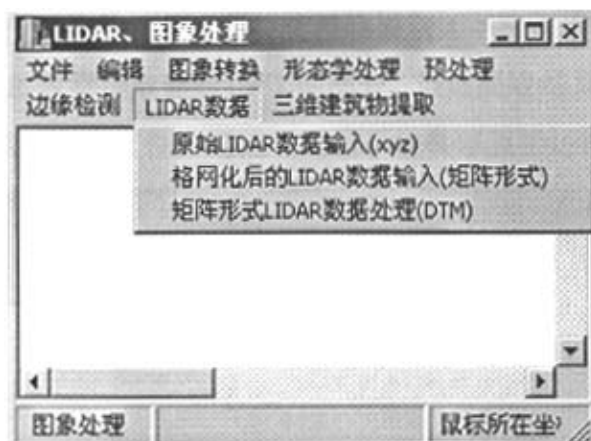


图 6-4 LIDAR 点云数据处理功能

这个功能模块，主要是为“三维建筑物提取”模块做数据准确工作，将各种形式的 LIDAR 数据读入内存中，为三维建筑物的提取进行必要的前期数据准备工作。

6.3 提取三维建筑物功能

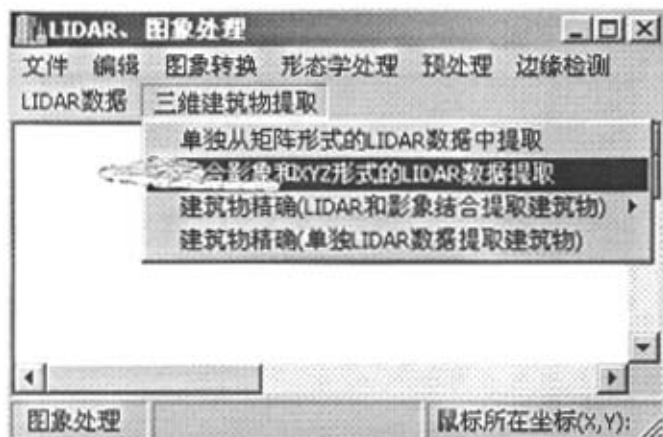


图 6-5 三维建筑物提取模块

三维建筑物提取模块如图 6-5 所示，这是程序最重要的模块。建筑物的提取分两种方式进行，第一种是按照章节 5.1 中的方法单独从 LIDAR 点云数据中进行建筑物提取，如图 6-6 所示，该方法有初步提取（菜单中“单独从矩阵形

式的 LIDAR 数据中提取”选项)和最终精确提取(下拉菜单中最后选项“建筑物精确单独 LIDAR 数据提取建筑物”)两部分。最终提取结果是 LIDAR 点云数据中三维建筑物点的文本文件,通过专用显示软件可直接进行显示和管理。

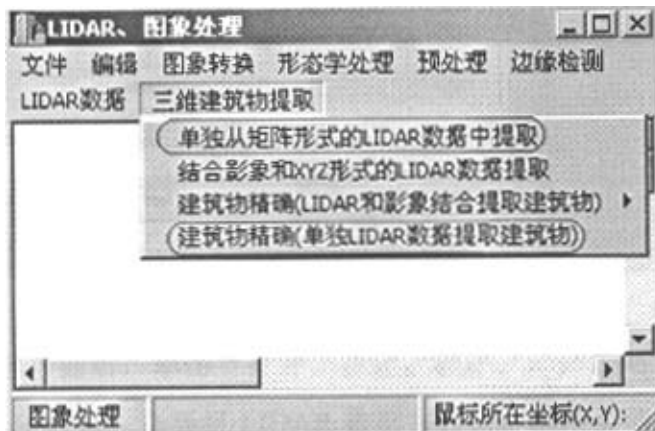


图 6-6 LIDAR 数据单独提取三维建筑物提取功能

第二种方法则是实现基于影像的 LIDAR 数据三维建筑物提取方法。如图 6-7,依据该方法的过程,程序也分为建筑物初步提取和精确提取两个步骤,分别通过“结合影像和 XYZ 形式的 LIDAR 提取”和“建筑物精确(LIDAR 和影像结合提取建筑物)”两个标签来实现。

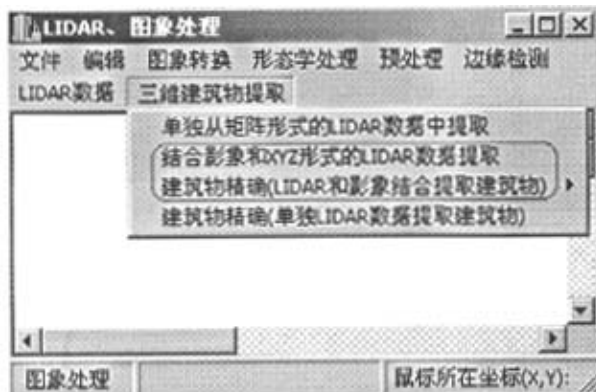


图 6-7 结合影像和 LIDAR 数据提取三维建筑物提取功能

点击“结合影像和 XYZ 形式的 LIDAR 数据提取”标签时,程序会弹出一个图像对话框,如图 6-8:



图 6-8 图像选择对话框

选择好影像数据后，单击“打开”按钮，程序立即弹出对话框要求选择需要匹配的 LIDAR 数据。选择好 LIDAR 数据文件后，程序会依照预先设置的匹配参数，自动得到与之匹配的 LIDAR 点云数据，这一过程需要较长时间。当提示匹配结束后，程序会自动生成一个名为“Building.txt”的文件，文件中的数据即为三维建筑物初步提取结果。

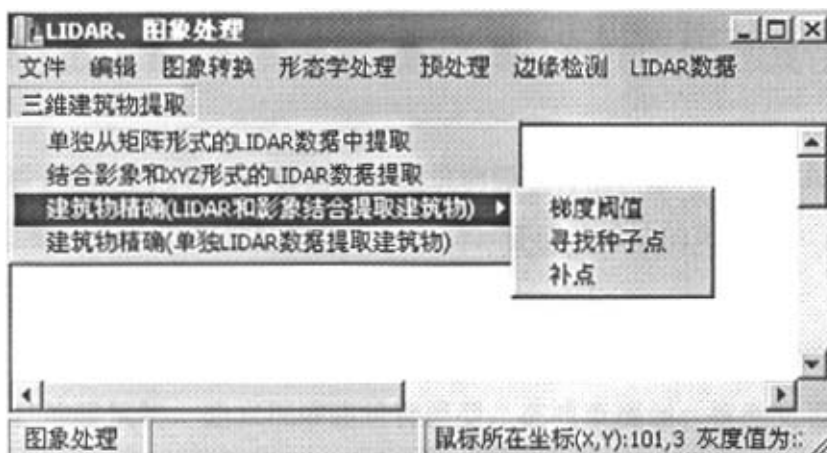


图 6-9 建筑物精确提取

三维建筑物经过初步提取后，需要对初步提取结果进行精确化处理，这一过程分三个步骤来进行（如图 6-9 所示），这三个步骤是依次进行的。三维建筑物精确提取结果以相应软件的数据排列形式保存为文本格式。

结束语

随着科技的不断发展, 机载 LIDAR 技术的出现改变了传统摄影测量作业模式和方法, 也为“数字城市”、“虚拟现实”等技术的发展提供了更有力的技术支持。但是由于 LIDAR 点云数据分布、间隔、密度、成本等方面的原因, 直接从 LIDAR 点云数据中提取信息存在一定困难。建筑物由于其形状不规则、面积和高度相差较大等原因, 从 LIDAR 点云数据中直接提取建筑物尤其困难。

通过对现有 LIDAR 点云数据提取建筑物方法的分析和总结, 发现这些方法在提取三维建筑物过程中存在着各种局限性, 很难在一个大的范围内一次性提取所有建筑物, 同时易受地形、建筑物形状等因素的影响, 在实用上还存在一些困难。

为提高从 LIDAR 点云数据中提取建筑物的速度和准确度, 同时免受地形起伏程度和建筑物形状的限制, 降低提取成本, 论文通过结合影像和 LIDAR 数据进行三维建筑物提取, 主要成果如下:

- 1、通过对 LIDAR 点云数据中提取三维建筑物的实验和分析, 发现它们的局限性。
- 2、提出基于影像的 LIDAR 数据三维建筑物提取算法, 适用于地形起伏较大的地区, 通过与现有算法的实验对比分析, 证明该算法的可行性和有效性。
- 3、编制了具有相应实验功能的应用软件。

随着 LIDAR 技术的不断发展, 三维建筑物应用领域日益广泛, 利用 LIDAR 数据提取三维建筑物, 建立三维建筑物模型, 在城市规划、智能交通、虚拟现实等方面都有着重要的应用价值, 对于“数字城市”建立和应用, 也有很大的促进和帮助。

由于研究时间有限, 基于影像的 LIDAR 数据三维建筑物提取方法尚有一些不足, 有待进一步研究的问题有:

- 1、在进行建筑物提取时, 阈值是根据先验知识来设置的, 因此有必要对阈

值进行规范；

2、对建筑物提取结果的边界进行矢量化、规则化处理。

致谢

在论文完成之际，首先要对岑敏仪教授表示真诚的感谢！近三年的研究生生活中，岑老师给予了我无微不至的关心和照顾！岑老师治学严谨、诲人不倦的精神，生活上、学习上无微不至的关心，不仅使得我学习、研究水平有所提高，使我在研究生期间得以顺利完成学业，而且在做人、做事方面也受益终生！在此，真诚的感谢岑老师！

还要感谢周国清教授。对周教授在百忙之中热情的指导和帮助，在此表示诚挚的感谢！感谢测量系所有的老师，感谢你们的关心和帮助！

对张同刚博士表示感谢！攻读研究生期间，张博士在论文写作、编程、论文修改等方面都给予了我热情耐心的帮助，在此表示真诚的感谢！也对任自珍博士生、曹周峰、车国泉等实验室其他同学表示感谢，感谢他们对我的支持和帮助！

深深的感谢我的父母，他们含辛茹苦，不顾劳累的支持我完成学业，正是他们数年如一日的辛苦劳作，才使得我能够完成学业。求学的道路上，离不开他们的支持和鼓励！

参考文献

- [1] 李英成等. 快速获取地面三维数据的 LIDAR 技术系统. 测绘科学. 2002, 27(4): 35-38
- [2] 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. 测绘科学. 2005, 30(5): 113-117
- [3] Paolo G. Digital surface models and building extraction: A comparison of IFSAR and LIDAR data. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2000, 38(4): 1959-1968
- [4] Nzar ABO A. Automatic DTM extraction from Dense Raw LIDAR data in Urban Areas. In: FIG working week 2003 Paris [C], 2003, France. April, 13-17
- [5] Automated building extraction and reconstruction from LIDAR data.
<http://icrest.missouri.edu/Projects/NASA/FeatureExtraction-Buildings/Building%20Extraction.pdf#search=%22Automated%20Building%20Extraction%20and%20Reconstruction%20from%20LIDAR%20Data%22>
- [6] Priestnal G, Jaafar J. Extraction urban features from LIDAR digital surface models. Computers, Environment and Urban Systems, 24(2000): 65-78
- [7] Hans-Gerd M, George V. Two algorithms for extraction building models from raw laser altimetry data. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 54(1999): 153-163
- [8] Franz R, John T. Building detection Using LIDAR data and multi-spectral images. In: Sun C, Talbot H, Ourselin S and Adriaansen T(Eds), Proc. VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications, 2003, Dec10-12: 673-682
- [9] Rottensteiner F, Jansa J. Automatic extraction of buildings from LIDAR data and aerial images. Proc. ISPRS, Vol. XXXIV, Dresden, Germany, 2003
- [10] Palmer, Trent C. Urban modeling from LIDAR data in an integrated GIS environment. ASPRS annual conference, StLouis, USA, April 23-27, 2000
- [11] Ackermann. Airborne laser scanning - present status and future expectations. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing. 1999(2):54-59
- [12] Wehr A, Lohr U. Airborne laser scanning-an introduction and overview. ISPRS Journal

- of Photogrammetry & Remote and Sensing, 1999(1): 68-82
- [13] Baltsavias E.P. A comparison between photogrammetry and laser scanning. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999(54): 83-94
- [14] 章毓晋. 图像处理和分析基础. 北京:高等教育出版社, 2002
- [15] 崔屹. 图像处理与分析—数学形态学方法及应用. 北京:科学出版社, 2000
- [16] 吾敏金. 图像形态学. 上海科学技术文献出版社, 1990
- [17] Kenneth R.Castleman. 数字图像处理. 电子工业出版社, 1998
- [18] 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. 武汉测绘科技大学学报. 2000, 25(3): 238-242
- [19] 赵国际, 贾小志. 一种高分辨率遥感图像分割算法. 计算机工程与应用. 2002.14: 36-37
- [20] Yongguan Xiao. Feature Extraction Using Very High Resolution Satellite Imagery. Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2004: 2004-2007
- [21] Yan feng Wei, Zhong ming Zhao, and Jiang Hong Song. Urban building extraction from high-resolution satellite panchromatic image using clustering and edge detection. Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2004: 2008-2010
- [22] András Bárdossy. Fuzzy Rule-Based Classification of Remotely Sensed Imagery. Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2000, 40(2): 362-374
- [23] 陶文兵等. 一种新型的航空图像城区建筑物自动提取方法. 计算机学报. 2003, 26(7): 866-873
- [24] 张栋, 刘允才. 高分辨率航拍灰度图像中的房屋主轮廓识别. 上海交通大学学报. 2003, 37(11)
- [25] 李新, 程国栋, 卢玲. 空间内插方法比较. 地球科学进展. 2000, 15(3): 260-265
- [26] Kraus K, Pfeifer N. Advanced DTM generation from LIDAR data. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume XXXIV-3/W4 Annapolis, MD, 2001: 22-24
- [27] Morgan M, Tempfli K. Automatic building extraction from airborne laser scanning data. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXIII, B3, Amsterdam, 2000
- [28] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive tin models. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXIII, B4,

- Amsterdam, Netherlands, 2000
- [29] GOMEZ, Alfonso, SERRANO J, CASALPRIM D. Generation of a DTM based on LIDAR data for the definition of hydraulic models. XXII Internacional Cartographic Conference (ICC2005) A Coruna, Spain, 2005: 11-16
- [30] Schenk T. Photogrammetry and Laser Altimetry. ISPRS Comm. III, Vol XXXII, Part3-W14, 1999: 3-12
- [31] Gamba P. Digital surface models and building extraction: A comparison of IFSAR and LIDAR data. IEEE transactions on geosciences and remote sensing, 2000, 38(4): 1959-1968
- [32] HAALAN, BRENNERR C. Extraction of Buildings and Trees in Urban Environments. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, (54): 130-137
- [33] Morgan M and Habib A. 3D Tin for automatic building extraction from airborne laser scanning data. Proceedings of the ASPRS "Gateway to the New Millennium". St. Louis, Missouri 2001
- [34] Lee, D.S, Shan. J and Bethel J. S. Class-guided building extraction from Ikonos imagery. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 2000, 69(2): 143-150
- [35] Brunn A, Weidner U. Extracting buildings from digital surface models. 1997, IAPRS XXXII(3-4W2): 27-34
- [36] Vosselman G. Slope Based Filtering of Laser Altimetry Data. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. Amsterdam 2000, Vol. XXXIII PartB3: 935-942
- [37] 吴焕萍, 潘懋, 胡金星. 规则格网 DTM 快速构建算法研究. 计算机应用研究. 2004(6): 26-28
- [38] 朱士才. LIDAR 的技术原理以及在测绘中的应用. 现代测绘. 2006, 29(4): 12-13
- [39] 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. 武汉大学学报信息科学版. 2002, 27(4): 408-413
- [40] 周克勤等. 基于激光点云的 3 维可视化方法. 测绘科学报, 2006, 23(1): 69-12
- [41] 刘燕京. 关于新一代激光雷达系统. 测绘科学. 2002, 28(1): 59-61
- [42] 杨海全, 余洁等. 基于知识的 LIDAR 数据地物提取研究. 测绘通报. 2006(12): 9-12
- [43] 李德仁. 摄影测量与遥感概论. 北京:测绘出版社, 2001

-
- [44] 夏良正. 数字图像处理. 南京:东南大学出版社, 1999
- [45] 吴焕萍, 潘懋, 胡金星. 基于空间索引的规则格网 DTM 内插算法研究. 地理与地理信息科学. 2004, 20(1): 43-46
- [46] 龚建雅. 地理信息系统基础. 科学出版社, 2001
- [47] 张万里, 陈战林. C++ Builder 5.0 高级开发技巧与范例. 北京:电子工业出版社, 2001
- [48] 容观澳. 计算机图像处理. 北京:清华大学出版社, 2000
- [49] 董士海. 图像格式编程指南. 北京:清华大学出版社, 1994
- [50] 马燕. 机载激光的应用与发展. 科技文汇. 2006(11): 193-194
- [51] 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. 武汉大学学报.信息科学版. 2002, 27(4): 408-412
- [52] 杨海全, 余洁, 秦昆. 基于知识的 LIDAR 数据地物提取研究. 测绘通报. 2006(12): 9-15
- [53] 贾云得. 机器视觉. 北京:科学出版社. 2000
- [54] 李清泉. 三维空间数据的实时获取、建模与可视化. 武汉:武汉大学出版社, 2003
- [55] 袁修孝. GPS 辅助空中三角测量原理及应用. 北京:测绘出版社, 2001
- [56] Christopher A. W, Melba M. C. Classification of LIDAR Data Using a Lower Envelope Follower and Gradient based-Operator. Proceedings of the 2002 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2002, Toronto, Canada, June 24-28: 1384-1386
- [57] 王涛. 一种从 LIDAR 数据提取城区 DTM 的方法. 遥感学报. 2007, 11(2): 209-213
- [58] 机载激光雷达 LIDAR 技术介绍.
http://www.gisky.com/Article_Show.asp?ArticleID=550
- [59] 梁欣廉, 张继贤, 李海涛, 闫平. 激光雷达数据特点. 遥感信息. 2005(3): 71-76
-

攻读硕士期间发表论文

- [1] 李涛, 岑敏仪. 《基于影像和 LIDAR 数据的三维建筑物提取》. 测绘科学. 2007.9