

摘 要

建筑物是城市区域中最多、最重要的实体，是进行城市建设规划、能源需求评估、城市人口统计的重要依据。随着城市化进程的加快，人们迫切希望能够快速获取建筑物的三维信息。机载 LIDAR 技术融合了激光测距技术、惯性导航技术、差分定位技术和计算机技术，能够直接、快速地获取建筑物的精确三维信息，与传统摄影测量方法相比具有独特的优势，在城市测绘中的作用愈加重要。

现实中常见的建筑物是比较规则的，外形大多为矩形或矩形综合体，现有的建筑物提取方法也主要是以这类规则建筑物为提取对象。本文针对球顶这类相对独立的特殊建筑物屋顶结构，在现有各种霍夫变换改进算法的理论基础之上，提出了一种基于扫描线的快速霍夫变换，并通过实验进行了具体验证，得出了一些有益的结论。

本文首先从基本的圆霍夫变换出发，沿分解参数空间和从算法本身入手两条改进思路归纳了比较经典的针对圆的霍夫变换的算法思想并分析了算法特性。然后在此基础上，针对 LIDAR 数据和球顶的特点，提出了一种基于扫描线的快速霍夫变换。这种方法通过搜索局部极大值点和曲率计算相结合的方式定位特征弧，以减少累加器数组维数的方式提高计算效率、减少对内存的占用。最后本文以三份各具特点的实验数据对算法进行了测试，分析了各参数对实验结果的影响，并根据实验结果分析了算法的特性。实验表明，该算法克服了传统霍夫变换计算效率低、内存占用量大的缺憾，但同时牺牲了对随机噪声的鲁棒性。作为一种点云特征提取的初步方法，快速霍夫变换能通过调整参数的取值，对不同特性的球顶、弧段集中区域获得比较好的检测结果。但由于其损失了一个维度的信息，并且具有对噪声敏感的特性，还需要和其它方法相结合才能得到更理想的检测结果。

关键词：机载激光雷达；扫描线分割；霍夫变换；球顶提取

ABSTRACT

Buildings as the most important entities in large numbers in urban areas are the important basis of urban planning, energy needs assessment, and urban population statistics. With accelerating urbanization, people are eager to get the quick access to the building three-dimensional information. Combining with laser measurement technology, inertial navigation technology, differential positioning technology and computer technology, airborne LIDAR technology could obtain accurate three-dimensional information directly and quickly. Compared with traditional photogrammetry methods, airborne LIDAR technology has a unique advantage, which plays a more and more important role in surveying and mapping of city.

In reality, the existing building extraction methods mainly aim to extract the regular buildings, which is rectangular or a complex of rectangular. On the foundation of various improved Hough Transform theories, this paper proposed a quick Hough Transform based on the scan line for the dome which is relatively independent of other building structures. Several experiments have been conducted to draw some useful conclusions.

This paper firstly summarizes some typical improved circular Hough Transform algorithms through two improving ways of decomposing parameter space and refining the principle, starting from the basic circular Hough Transform theory. Then, A quick Hough Transform based on the scan line is proposed on the basis of existing circular Hough Transform theories, considering the features of the LIDAR data and dome. This method locates feature arcs by searching local maxima and calculating curvature to reduce the dimension of the accumulator array, expecting to improve the computational efficiency and reduce the memory usage. At last, this paper tests the quick Hough Transform by three experimental data sets, analyzes the impact of parameters on the experimental results, and draws some conclusions concerned with the algorithm characteristics. The experiments show that the quick Hough Transform solves the problems of low computational efficiency and high memory usage which traps the traditional Hough Transform, with the sacrifice of robustness to random noises. As a

preliminary classification method, the quick Hough Transform can get acceptable extraction results for some kinds of domes, as well as areas where arcs are concentrated. Because of the loss of a dimension information and sensitivity to noises, there is a need to combine with other methods if more preferable results are within the expectation.

Key words: Airborne LIDAR; Scan line segmentation; Hough Transform; Dome extraction

目 录

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义	1
1.2 本课题研究现状	2
1.3 本文的研究内容与章节安排	4

第 2 章 霍夫变换及其变体在圆检测中的应用

2.1 基本的圆霍夫变换	6
2.2 分解参数空间的霍夫变换	7
2.3 随机霍夫变换及其变体	9
2.3.1 基本随机霍夫变换	9
2.3.2 改进的随机霍夫变换	11

第 3 章 快速霍夫变换应用于三维点云中球顶的提取

3.1 快速霍夫变换	16
3.1.1 算法简介	16
3.1.2 算法步骤	17
3.2 球顶提取的实验过程	20
3.2.1 数据特点	20
3.2.2 去噪与滤波	20
3.2.3 扫描线分割	21
3.2.4 搜寻特征弧段	21
3.2.5 确定目标弧	26
3.3 其它数据测试	32
3.3.1 多噪声球顶	32
3.3.2 类球顶	36
3.4 算法特性分析	39

第 4 章 总结与展望

4.1 总结	40
4.2 展望	40
参考文献	42
致 谢	44

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

机载激光雷达是近些年来发展的新的探测技术，是激光测距技术、计算机技术、高精度动态载体姿态测量技术（INS）和高精度动态 GPS 差分定位技术迅速发展的集中体现，代表了对地观测领域的一个新发展方向，为快速高效获取被测区三维信息提供了强有力的技术支持。它可以快速、主动、实时、直接地获得大范围地表及地物密集采样点的三维信息，是一种新型快速的三维空间信息获取技术。机载激光雷达测量技术作为一种新兴的空间对地观测技术，在三维空间信息的实时获取方面产生了重大突破，引起了测绘、林业等相关行业的浓厚兴趣，在地形测绘、森林生态研究、海岸带监测、城市三维重建、城市变化检测及城市道路检测与规划等中扮演着日益重要的角色^[1]。

机载激光雷达数据处理的关键技术包括回波数据处理和点云处理两部分。其中点云处理的目的是从激光雷达波形分解得到的散乱点云中提取出有用信息，例如分离出地形，提取森林覆盖率和植被高度参数等。难点包括大规模地形点云数据的处理，地物及地形的提取，分类，网格重建等^[2]。

城市系统由大量空间上混杂的成分组成，十分复杂，为各类地物的自动提取造成了困难。而建筑物是城市空间中最重要，最重要的空间实体，其三维信息是重要的基础地理信息，可以广泛地应用到城市的规划、管理等方面，尤其随着城市化进程的加快，人们迫切希望能够快速获取建筑物的三维信息^[3]。

虽然随着机载激光雷达测量技术的发展，激光扫描脚点的密度以及激光雷达对地定位的精度不断提高，这些都使基于激光雷达数据提取地物并进行三维重建成为可能，但相较于航空影像提取建筑物，基于机载激光雷达测量数据的建筑物识别和提取更加富有挑战性。二者的差异主要表现在机载激光雷达测量数据是不规则的离散数据阵列，数据所提供的是每个激光脚点高程数据，而不是光强信息或灰度信息。而且，机载激光雷达数据的采集带有一定的盲目性和不确定性，不一定能采集到地物及地形特征点上的数据，从而为地物的自动提取增加了困难^[4]。然而，传统的摄影测量方法通过遥感影像的特征提取、匹配相关来进行建筑物的提取，存在工作量大、耗时长、自动化程度低等缺点，难以适应社会发展的要求^[3]。机载激光雷达技术作为一种主动式测量技术，能在没有地面控制点的条件下快速

获取每个激光脚点的三维坐标，对扫描区域的灰度变换没有要求，可节省大量的图像匹配时间，能避免匹配误差等，这给建筑物提取与三维重建提供了方便。因此，三维激光雷达测量数据在建筑物提取和三维重建方面具有广阔的前景。

当前基于机载 LIDAR 点云数据进行建筑物提取和重建的相关研究非常多，但是由于建筑物具体情境过于复杂，直到目前为止仍然是机载 LIDAR 领域的一大难题^[5]。如何能够优质高效地从获取的机载 LIDAR 点云数据中提取建筑物并进行模型重建已成为目前国际学者们研究的热点问题之一。

从对点云数据利用方式的角度来看，LIDAR 数据的建筑物提取技术可以分为两类，一类是基于网格的 LIDAR 数据处理。在该类方法中，LIDAR 数据被投影到水平面上，然后通过插值被重采样到二维规则网格上，得到像数字图像那样被组织起来的高程图。然后利用已有的图像处理算法来对这些高程图进行处理，以提取建筑物。另一类是直接对散乱的 LIDAR 数据进行处理，而不需要经过重采样步骤。这种方法避免了 LIDAR 数据网格化时的插值操作，因而能获取更高精度的模型^[6]。从实用系统的角度看，除了目标建模和识别之外，LIDAR 数据处理中的主要难题就是处理大区域范围内高密度点的大数据量而导致的计算负担。相较于许多对局部特征直接进行表面分析的算法，基于 LIDAR 数据的原始存储顺序，以分段的扫描线为单位，通过建筑物屋顶的几何特征找到属于建筑物屋顶的扫描线段的方法可以更简单有效地实现对目标物的提取。

霍夫变换（Hough Transform HT）是一种在图像中定位形状的技术。特别是，利用它提取直线、圆和椭圆（或者是圆锥曲线）^[7]。作为已提出的形状提取技术中最受欢迎的技术之一，霍夫变换有着广阔的应用范围。而其在内存占用与计算效率上的缺憾始终是促使各种改进算法出现的动力。目前，已有一些将霍夫变换应用于三维点云中平面与参数曲面检测的研究^[8-12]，从实验结果来看，速度较慢是比较普遍存在的问题，同时也为霍夫变换的改进留有空间。

1.2 本课题研究现状

尽管机载激光雷达测量技术的发展已有近二十年的历史，但是已得到解决的问题绝大部分属于硬件的技术及系统集成方面的，并已有成熟的商用系统，而激光雷达测量数据后处理的研究还相对滞后。目前国际上用于处理机载激光雷达测量数据的软件还不多，而且在一些处理环节上还需要大量的人工干预，还没有一

套非常成熟的、自动化程度高的综合性软件^[4]。

作为数据后处理基础的各种分类算法不仅存在一定的局限性，而且面临计算效率问题的挑战。同时，虽然已取得大量成果，激光雷达系统的数据处理软件仍处于起步阶段，系统获取的大量三维数据并没有得到充分利用。

在基于 LIDAR 数据进行建筑物提取方面，绝大多数的建筑物提取策略都可以分为两个过程来实现：首先进行建筑物脚点区域的识别，而后再基于识别出的建筑物区域进行轮廓提取和模型重建^[5]。针对建筑物脚点区域的识别，目前已有许多算法被提出。奥地利维也纳大学的 Franz Rottensteiner 等人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，从而计算出数字地面模型 DTM，通过分析激光点与 DSM 和 DTM 的高度差值再将建筑物上的点与其它点分离出来，从而得到建筑物模版。荷兰代夫特大学 Vosselman 等人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）^[13]。美国普渡大学 Alharthy 等人利用 LIDAR 探测时，对于树木会返回多个高低不同的采样点这一特性，设计了一种滤波器，来去除 LIDAR 数据中的树木，获取数字表面模型。然后通过数字图像中的阈值分割技术来提取数字表面模型中的建筑物。Lodaha 等使用模式分类方法，LIDAR 数据首先被重采样到规则网格上，然后计算每个网格点的特征，并用分类方法对这些特征进行分类，从而实现对地面、建筑和树木的提取。Verma 等通过协方差矩阵分析提取每个 LIDAR 点的特征，并对其进行分类，剔除树木，然后使用最大连通域准则提取 LIDAR 数据中的地面和建筑物。类似的，Zhou 等也通过协方差矩阵分析来提取每个 LIDAR 点的特征，然后使用 SVM 分类器对其进行分类，以剔除树木，在剔除树木后，通过最大连通域准则提取地面和建筑物^[6]。这些算法主要针对的是最普遍的建筑物结构，也即平面或平面组合结构。对于复杂的建筑物屋顶结构，目前还没有一种具有普适性的算法。

自从霍夫变换出现以来，针对其计算复杂度高的不足，各类改进算法层出不穷，无论是针对数字图像的纯理论研究还是在各领域中的应用，都有大量成果出现。经典霍夫变换主要应用于二维图形的检测，能够精确检测直线、圆形、椭圆等可以用参数方程描述的图形。Krishnapuram 将其扩展到三维空间，以实现立体图像中的目标检测。Vosselman 将其引入点云数据处理中，主要用于检测点云中蕴含的空间平面和球体，Khoshelham 进行进一步改进之后，将三维 Hough 变换应用

于空间柱状体检测中。在目前出现的三维 Hough 变换方法中, 大多通过方向矢量的极坐标表述进行参数空间设计^[8]。虽然相对于传统霍夫变换, 计算效率已有了一定程度的提高, 但如何利用霍夫变换对三维空间中的物体, 例如球顶, 进行快速提取, 仍然是需要解决的问题。

1.3 本文的研究内容与章节安排

基于 LIDAR 的建筑物提取技术是目前最有前景的建筑物提取方案。本文针对球顶这类相对独立的特殊建筑物屋顶结构, 以基于扫描线的剖面分析为基础, 提出一种快速霍夫变换的方法对其进行提取。研究内容主要包括:

- (1) 归纳应用于圆形检测的霍夫变换及其变体的算法思想与特点。基本的圆霍夫变换虽然具有简单、容易实现, 对图像的质量要求不高的优点, 可以容忍噪声和圆的边界不连续甚至残缺的情形, 但其对内存的大量占用与低计算效率的缺憾使其常用来作为改进算法的参照对象。改进思想大体上主要从两方面展开, 一是利用形状的几何属性分解参数空间, 二是从算法本身入手进行改进, 而随机霍夫变换就是后者中颇具代表性的一种方法。本文从基本霍夫变换入手, 沿前述两条改进思路展开, 介绍了分解参数空间的典型方法, 以及随机霍夫变换及其变体的算法思想, 并对各种方法进行了特性分析。这些也是快速霍夫变换提出的理论基础。
- (2) 快速霍夫变换的理论。在基于扫描线的剖面内, 球顶呈现出规则的圆弧结构。如果能定位圆弧的最高点, 就可以只设计一维累加器数组对 R 这一个参数进行投票, 从而提高计算效率并减少对内存的占用。为了在沿扫描线的剖面内建立二维坐标系, 本文采用道格拉斯-普克算法, 对扫描线终点信息普遍不完整的 las 数据在 XOY 平面内按点的共线特征进行分割。为了得到参与霍夫变换的特征点, 本文采用局部极大值搜索和曲率计算相结合的方法得到特征弧段, 定位其最高点后, 作为疑似弧段参与快速霍夫变换。
- (3) 将快速霍夫变换的理论应用于三维点云中球顶的提取并分析实验结果, 根据实验结果分析快速霍夫变换的算法特性。本文以多伦多地区第 5 条带的 ALS 数据 (实验数据 1) 为例, 详细介绍了快速霍夫变换应用于三维点云中球顶提取的实验流程 (去噪和滤波、扫描线分割、搜索特征弧段、目标弧段提取), 主要是后面三步中参数的设定方法及其对实验结果的影响。然后

选取多噪声球顶（实验数据 2）和类球顶（实验数据 3）对算法进行测试并分析实验结果。根据三份各具特点的实验数据对算法进行测试的实验结果得到对算法特性的分析。

本文的章节安排如下：

第 1 章 绪论。阐述了论文研究的背景和意义，以及国际上基于 **LIDAR** 进行建筑物提取的研究现状，并概要陈述了本论文的主要研究内容与章节安排。

第 2 章 霍夫变换及其变体在圆检测中的应用。归纳了应用于圆形检测的霍夫变换及其变体的算法思想与特点。这部分也是后面快速霍夫变换提出的理论基础。

第 3 章 快速霍夫变换应用于三维点云中球顶的提取。首先介绍了快速霍夫变换的算法思想、实现步骤及流程，然后以多伦多地区的 **ALS** 数据为例，详细介绍了提取实验的流程，之后用其它两份各具特点的数据对算法进行了进一步的测试并分析实验结果，最后根据实验结果得到对快速霍夫变换算法特性的分析。

第 4 章 总结与展望。总结了全文所做的工作，探讨需要进一步研究的问题。

第 2 章 霍夫变换及其变体在圆检测中的应用

霍夫变换于 1962 年由霍夫提出，用于寻找气泡的轨迹。Rosenfeld 于 1969 年注意到它在图像处理算法中的潜在优势，这样，霍夫变换就被用于寻找图像中的直线。因为它有许多优势以及许多潜在的改进空间，霍夫变换被大大地扩展了^[7]。从检测形状的种类来看，由最初的直线扩展到圆、椭圆直至广义霍夫变换可以在未知位置、大小和朝向的条件下定位任意的形状；从减少存储空间和加快运算速度、提高检测结果的可靠性与准确性来看，许多改进算法被提出并得到了检验与应用。应该说，霍夫变换相当于模版匹配的事实提供了足够的吸引力，使得它成为所有已提出的形状提取技术中最受欢迎的技术之一。下面就提取圆的方面介绍霍夫变换及其变体的算法思想与算法特点。

2.1 基本的圆霍夫变换

圆的方程可以按照显式或者参数形式给出。在显式形式下，通过考虑以下圆的方程定义霍夫变换：

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (2.1)$$

图像中任一点 (x, y) 按式 (2.1) 可以确定由圆心坐标和半径构成的参数空间中的一个旋转圆锥面：

$$(a-x)^2 + (b-y)^2 = r^2 \quad (2.2)$$

同时这个旋转圆锥面对应着 XOY 平面内过点 (x, y) 的圆系。

设平面上有若干点，过每点的圆系分别对应于参数空间中的一个旋转圆锥面。若这些旋转圆锥面有共同的交点 (a_0, b_0, r_0) ，如图 2.1 所示，则这些点共圆，且对应的圆的方程为：

$$(x-a_0)^2 + (y-b_0)^2 = r_0^2 \quad (2.3)$$

对参数空间适当量化，得到一个三维的累加列阵，用来记录 (a, b, r) 。当检测图像空间中的圆时，计算与边缘上的每个像素距离 r 的所有 (a, b) ，同时在对应的列阵中累加。当对全部边缘点变换完成后，对三维列阵中的所有累加值进行检验，其中的峰值就对应图像空间中的圆心。

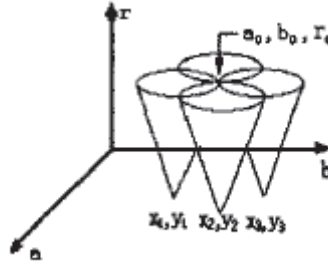


图 2.1 基本的圆 Hough 变换原理^[17]

在参数形式下，通过考虑以下圆的方程定义霍夫变换：

$$x = x_0 + r \cos(\theta) \quad y = y_0 + r \sin(\theta) \quad (2.4)$$

因此霍夫变换映射的定义为：

$$x_0 = x \cos(\theta) \quad y_0 = y \sin(\theta) \quad (2.5)$$

其中 r 和 θ 定义了曲线的轨迹。

这种方法简单、容易实现，对图像的质量要求不高，对噪声不敏感，圆的边界即使不连续或者少部分残缺（<30%），仍能够准确地检测。但其有几个较大的缺陷：计算量大，每个边缘点映射成参数空间的一个曲面，是一到多的映射；占用内存大；提取的参数受参数空间的量化间隔制约。其在复杂图像检测中几乎无法正常实现。虽然常规 Hough 变换有明显的缺憾，但是由于它完全按照 Hough 变换的定义进行，所以通常用来作为改进算法的参照对象。实际中，针对霍夫变换的大部分研究都集中在发展旨在降低它的计算复杂度的技术^[7]。

2.2 分解参数空间的霍夫变换

一种降低计算复杂度的重要方式是利用形状的几何属性以分解参数空间。已有几种方法使用了不同的几何属性。这些几何属性通常通过点和导数之间的关系进行定义^[7]。

比较早被提出，也比较常见的一种分解参数空间的方法是利用边缘点的梯度信息^[14]。考虑到圆上任一点的法线，也即梯度方向所在的直线过圆心，可以利用边缘点的梯度方向所在直线交出圆心位置。然后通过计算边缘点与圆心的距离，统计半径直方图得到待检测圆的半径参数。

这种算法由于只需要一个二维累加器数组（用于圆心坐标投票）和统计一维直方图，从而大大减少了对内存的占用，同时提高了计算效率。但由于算法本身

很依赖边缘点梯度信息的提取精度，因而对噪声有一定的敏感性。梯度信息的精度不高会直接导致第一阶段的圆心定位容易产生错误。而这些错误会在第二阶段的半径统计中，尤其是当应用一个小阈值探测小圆时，引起大量的计算浪费。

一种替代分解方法是将对梯度信息的依赖替换成利用圆的任一弦的垂直平分线过圆心这一几何性质^[15]。如图 2.2 所示，圆上两点 $A(x_A, y_A), B(x_B, y_B)$ 确定的弦的中垂线方程由式 (2.6) 给出。

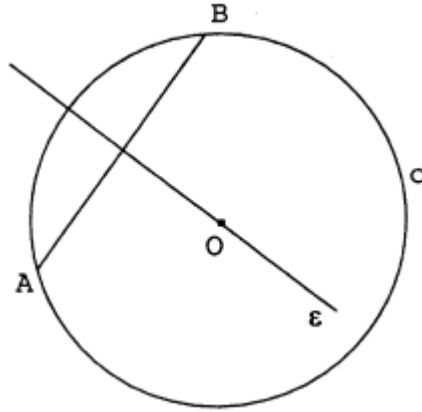


图 2.2 圆的任一弦的中垂线过圆心示意图^[15]

$$y = -\frac{x_A - x_B}{y_A - y_B}x + \frac{x_A^2 + y_A^2 - x_B^2 - y_B^2}{2(x_A - x_B)} \quad (2.6)$$

设边缘检测后得到的边缘点集为 D 。取其中两点作为一个点对 $A(x_A, y_A), B(x_B, y_B)$ 带入式 (2.6)，对于所有满足式 (2.6) 的参数空间的单元，其计数值加 1。对 D 中所有点对进行前述操作，取参数空间所有得到高投票数的单元作为可能的圆心位置。然后对 D 中所有点求它们与可能的圆心位置的距离，得到半径直方图。其中点对的选取如图 2.3 所示，取步距 $step$ 作为点对间固定的像素间隔（也即窗口长度），逐像素滑动窗口。若存在如图 2.4 所示的直方图，则可能的圆心位置为真实圆心位置，峰值对应的 r_0 即为圆的半径。

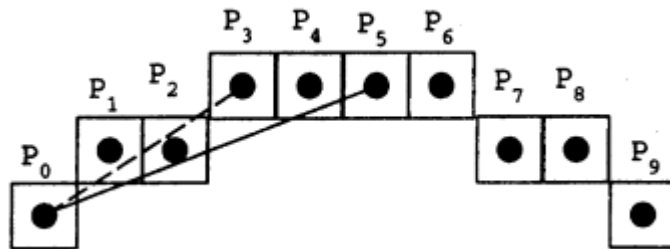


图 2.3 点对选取示意图^[15]

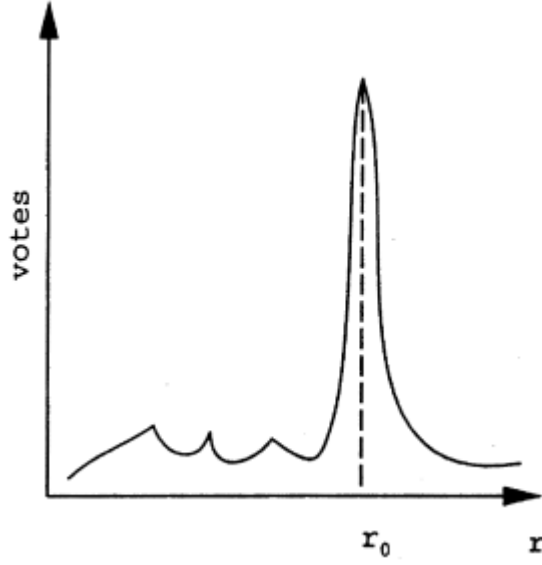


图 2.4 半径直方图^[15]

这种方法可以检测各种环境、各种尺寸以及具有变形的圆。相较于基于梯度信息的参数空间分解方法，该方法在低信噪比的环境中能获得更好的检测结果，而在高信噪比的环境中，前者更具优势^[15]。

2.3 随机霍夫变换及其变体

不同于将一个高维参数空间分解为多个低维参数空间、通过降低累加器维数达到减小对内存的需求和提高计算效率的改进思想，从算法本身入手对基本霍夫变换进行改进，是另一条思路。随机霍夫变换就是这其中具有代表性的方法。

2.3.1 基本随机霍夫变换

为了克服传统霍夫变换的缺陷，Xu 等^[16]于 1990 年提出了随机 Hough 变换 (Randomized Hough Transform, RHT), 通过使用三个新的操作机制，即在图像空间中的随机抽样、参数空间中的动态联接列表以及连接图像空间和参数空间的收敛映射，实现了计算速度和存储器利用率的较大提高^[17]。

用于圆检测的随机 Hough 变换算法描述如下：设 D 为图像空间的边缘点集， P 为参数空间的参数单元集，它是一个动态链表结构，参数单元的计数值为 $score$ 。从边缘点集中随机取三点，计算这三点所确定的圆参数 p 。若参数单元集中存在与 p 距离小于阈值 D 的单元，则该单元计数值加 1；若不存在，则将 p 插入参数单元集。当参数单元 P_c 的 $score$ 达到指定阈值 N_t (它是一个很小的数，例如 2、3) 时，

P_c （本文用相同的符号表示参数单元和它对应的参数）对应的圆成为候选的圆，判断图像空间中落到该候选的圆上的点数 M_{P_c} ，若其大于圆所允许的最小点数 M_{\min} ，该候选圆为真实圆，记下该圆并继续进行下一个圆的检测。当检测到的圆已达到规定的数目时，结束检测过程；当事先不知道圆的个数时，可规定检测一个圆过程中所允许随机采样的最大循环次数 K_{\max} ，当采样次数已大于 K_{\max} ，而参数单元点集 P 中仍没有参数单元的 $score$ 达到指定的阈值 N_t ，则认为 Hough 变换已不能检测到更多的圆而结束。算法的具体步骤如下：

- (1) 构造边缘点集 D ，初始化参数单元集 $P=NULL$ ，循环次数 $k=0$ ；
- (2) 从 D 中随机选取三个点 d_1, d_2, d_3 ；
- (3) 计算这三点所确定的圆参数 p 。若有解，转 (4)；否则，转 (7)；
- (4) 在 P 中找一个 C ，满足 $\|p-P_c\| \leq H$ ， H 是容许误差，若找到了则转 (6)；否则，转 (5)；
- (5) 将 p 插入 P ，令其 $score$ 为 1，转 (7)；
- (6) 将 P_c 的 $score$ 加 1，若小于指定的阈值 N_t ，转 (7)；否则，转 (8)；
- (7) $k=k+1$ ，若 $k > K_{\max}$ ，结束；否则，转 (2)；
- (8) P_c 为候选圆的参数，若该参数对应圆上的点数 $M_{P_c} > M_{\min}$ ，转 (9)；否则，为虚假圆，从 P 中去除 P_c ，转 (2)；
- (9) 检测到参数为 P_c 的真实圆，判断已检测到的圆是否已达到规定的数目，若是，结束；否则，将落在参数 P_c 对应圆上的点从 D 中去掉，重置 $P=NULL$ ， $k=0$ ，转 (2)。

与基本的 Hough 变换相比，随机 Hough 变换在图像空间随机选取不共线的三个点映射成参数空间的一个点，是多到一的映射，从而避免了传统 Hough 变换一到多映射的庞大计算量。采用动态链接表结构只对多到一映射所得到的参数分配单元进行累积，从而与传统 Hough 变换相比，降低了内存需求，计算速度和对存储器的利用率有较大的提高，同时使随机 Hough 变换具有参数空间无限大、参数精度任意高等优点。

但在处理复杂图像和有较强干扰的图像时，随机 Hough 变换由于无目标地随机采样引入了大量的无效采样，造成大量的无效累积，例如某图像有 N 个大小（圆的大小是由圆上的点数来衡量的）为 q 的圆，另外还有 n 个非圆上点，则随机采样所得三点落在同一圆上的概率为：

$$prob = NC_q^3 / C_{N_q+k}^3 = [N_q(q-1)(q-2)] / [(N_q+n)(N_q+n-1)(N_q+n-2)] \quad (2.7)$$

假如没有非圆上点，即 $n=0$ ，则可简化为：

$$prob = [N_q(q-1)(q-2)] / [N_q(N_q-1)(N_q-2)] \quad (2.8)$$

由式 (2.8) 知，当图像中仅有同样大小的圆时，随机采样三点落在同一圆上的概率和圆数目的平方成反比。圆数目越多，三点落在同一圆上的概率就越小，这意味着产生无效累计的概率就越大。对于仅有 5 个圆的图像，其无效采样的概率为 $24/2$ 。另外，由式 (2.8) 知，非圆上点越多，三点落在同一圆上的概率将越小，产生无效累积的概率也就越大^[17]。无效累积增大的后果是导致参数单元集 P (它是一个动态链表) 的链表规模增大，这一方面意味着占用了更多的内存，另一方面使得后继映射过程中搜索链表的工作量变大，使算法的性能大大降低。

为此，一些学者提出了改进的随机 Hough 变换算法。改进的思路主要从两个方面入手：一方面通过降低随机采样的点数，从而减少无效采样的概率；另一方面就是利用采样点的特征信息来判断是否进行累计，从而降低无效累计的计算。

2.3.2 改进的随机霍夫变换

一种利用采样点的特征信息的方法就是利用梯度方向信息来有效地解决无效累积问题^[17]。如图 2.2 所示，假设圆 O_1 和圆 O_2 是待检测的两个圆， d_1 、 d_2 在圆 O_1 上， d_3 在圆 O_2 上，但由于随机采样，RHT 可能会选取这 3 点，导致需要计算经过这 3 点的圆参数 p (其对应的圆为图 2.5 中的圆 O_3) 并搜索参数单元集 P ，如果 P 中没有 p ，还需在 P 插入新的参数单元，造成无效累积。考虑到圆上各点的法线都过圆心，因此在理想情况下，边缘图中圆上各点梯度所在的直线也过圆心。考察 d_1, d_2, d_3 ： d_1, d_2 梯度方向所在的直线过圆心 O_1 ， d_3 梯度方向所在的直线过圆心 O_2 ，它们都不过 O_3 且相差甚远，因此可以确定圆 O_3 是虚假圆，这三点不在同一真实圆上。这样就可以避免由虚假圆 O_3 对应的参数 p 造成的无效累积。

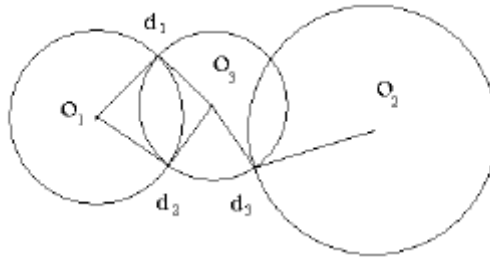


图 2.5 RHT 改进方法 1^[18]

对于随机选取的不共线三个边缘点 $d_1(x_1, y_1)$ 、 $d_2(x_2, y_2)$ 、 $d_3(x_3, y_3)$ ，设边缘在这三点处梯度所在直线的方向为 α_1 、 α_2 、 α_3 ，它们的取值范围为

$(-\pi/2, \pi/2]$ ，这三点所确定圆的圆心为 (a, b) ，则该圆在这三点处的法线方向为：

$$\beta_i = \arctan[(b-y_i)/(a-x_i)] (i=1, 2, 3) \quad (2.9)$$

式中法线方向 β 的取值范围为 $(-\pi/2, \pi/2]$ 。在理想情况下，如果过这三点的圆是真实圆，则必有：

$$\beta_i = \alpha_i (i=1, 2, 3) \quad (2.10)$$

如果过这三点的圆不是真实圆，但它们却满足式 (2.9)，则这三点处的边缘必和过这三点的圆相切。在实际图像中，边缘点的这种组合并不多见。因此，在理想情况下，只要对满足式 (2.9) 的圆参数进行累积，就可以有效地解决无效累积问题。

考虑到计算获得的梯度方向精度不高，可以预先指定一个 θ_{tol} ，将式 (2.10) 所示的判断条件弱化成：

$$|\beta_i - \alpha_i| \leq \theta_{tol} (i=1, 2, 3) \quad (2.11)$$

只有当式 (2.11) 成立时，才对圆参数进行累积。即随机 Hough 变换算法的第(3)步改为：计算这三点所确定的圆参数 p ，若有解，则按式(2.8)计算 $\beta_i (i=1,2,3)$ ，判断式 (2.11) 是否成立，仅当式 (2.11) 成立时才转第 (4) 步，进行累积，否则，都转第 (7) 步，不进行累积。

利用采样点的梯度信息改进的随机 Hough 变换减小了参数单元集动态链表 P 的大小，从而减小了计算量和对内存的占用；同时参数累积达到指定阈值 Nt 的可能性的大大减小，大大减少了产生虚假圆的可能性，减少了圆确认次数，从而提高了算法的检测性能，使算法的计算量更小、速度更快。但这种算法的有效性和所有参数的精确性取决于求得的边缘点集梯度方向的精确度，当有些情况下梯度方向的精确度得不到保证时，这种算法就会受到挑战。

一种进一步改进的方法是在利用采样点梯度信息的基础上，利用圆的任一弦的中垂线过圆心这一几何性质来改善检测结果^[18]。如图 2.6 所示，圆 O_1 、 O_2 是待检测的两个圆， d_1 、 d_2 在圆 O_1 上， d_3 在圆 O_2 上，考虑采样两点的情形。如果取 d_1 、 d_2 ，则 d_1 、 d_2 梯度方向所在的直线以及 d_1 、 d_2 连线的中垂线均过圆心 O_1 ；如果取 d_1 、 d_3 ，则 d_1 、 d_3 连线的中垂线和 d_1 、 d_3 梯度方向直线的交点不同，且往往相差

甚远，对于 3 线可能交于一点的情形，由于概率太低而不予考虑。这样就可以判定 d_1 、 d_3 不在同一个圆上，就不需要对这两点连线中垂线进行累积。这就是进一步改进算法的基本出发点。

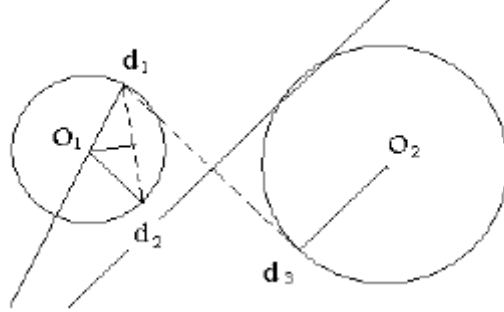


图 2.6 RHT 改进方法 2^[18]

对于随机选取两个边缘点 $d_1(x_1, y_1)$ 、 $d_2(x_2, y_2)$ ，设边缘在这两点处梯度所在直线为 a_1 、 a_2 ，这两点连线中垂线为 m ，则设 a_1 和 m 的交点及 a_2 和 m 的交点分别为 $c_1(x_1, y_1)$ 、 $c_2(x_2, y_2)$ 。在理想情况下，如果这两点在一个圆上，则：

$$x_3 = x_4 \quad y_3 = y_4 \quad (2.12)$$

在理想情况下，只要对满足式 (2.12) 的情况进行累积即可。

考虑到计算误差，可预先指定一个阈值 H ，将式 (2.12) 所示的判断条件弱化成：

$$|x_3 - x_4| \leq H \quad |y_3 - y_4| \leq H \quad (2.13)$$

当式 (2.13) 成立时，才进行累积。即随机 Hough 变换算法的第 (2) 步改为从 D 中随机选取两个点 $d_1(x_1, y_1)$ 、 $d_2(x_2, y_2)$ ；第 (3) 步改为计算这两点梯度方向直线及两点连线中垂线所确定的 $c_1(x_1, y_1)$ 、 $c_2(x_2, y_2)$ ，在满足式 (2.13) 的情况下计算圆参数 p ，若有解，转 (4)；否则，转 (7)。

相较于只利用采样点梯度信息的改进 RHT 算法，这种算法充分利用圆的几何性质减弱了梯度信息的不精确性对检测结果的影响。同时，这种算法减少了采样点数，从而减少了无效采样的概率。

可以再利用每次选取的两点的中垂线在二维参数空间的累计来提高算法的精确性。即选定候选圆后，在二维参数空间的候选圆心附近搜索极大累积值点，并将此点作为候选圆的圆心^[18]。不过这样会增大对内存的占用，是以空间为代价来换取精确性以及时间性。

除了利用采样点的特征信息，也可以通过改变取点方法来改进 RHT 算法。一

种取点方法如图 2.7 所示。遍历图像中的每一个像素点 P ，随机产生过该点的两条直线，求得落在这两条直线上的边缘点集，并对这些点进行重新组合，按照这些点和点 P 的位置关系，分为位于 P 点上方的点和位于 P 点下方的点。在每次求圆的参数时，从两条直线上各取两点，并保证每条直线上的两点位于 P 点的两边^[19]。

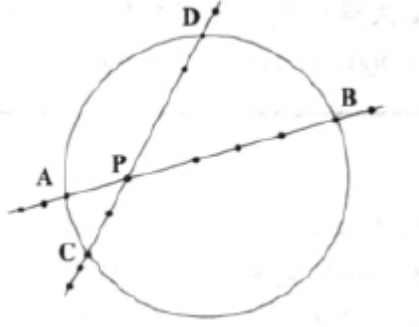


图 2.7 改变 RHT 取点方法^[19]

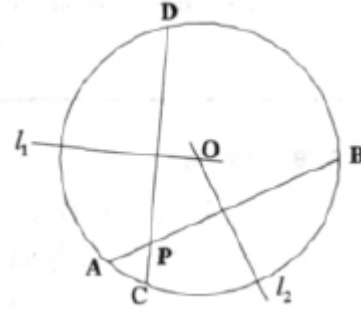


图 2.8 计算圆参数^[19]

在求圆的几何参数时利用两相交弦的中垂线相交于圆心这一几何特征简化计算过程，如图 2.8 所示。该算法的具体计算步骤如下：

- (1) 获得图像的边缘点集；
- (2) 初始化参数空间 ACC 和 LCC ；
- (3) 对图像中的点 P 做如下计算；
- (4) 随机产生两条直线（为保证精度，两直线夹角大于 5 度），计算出落在这两条直线上的边缘点集 A ；
- (5) 将点集 A 中的边缘点分组，按照该点与 P 点的相对位置分为在 P 点上方的点集 M 和在 P 点下方的点集 N 两组；
- (6) 在点集 M 和 N 中分别取两个点，构成两组点对（保证两组点对构成的直线均过点 P ），以这四点计算出圆的几何参数，并对参数空间 ACC 进行累加；
- (7) 重复步骤（6）直到点集 M 和 N 中的点对组合都计算完毕；
- (8) 重复步骤（3）-（7），将边缘点集中所有的点都作相同的计算处理；
- (9) 在圆心参数空间 ACC 中搜索大于一定阈值 T 的波峰值，并把该值存储到另一个参数空间 LCC 中；
- (10) 利用 LCC 中半径直方图求半径；
- (11) 结束。

这种算法对于较复杂的图像和较多边缘点的情况时，可以大大减少取点计算的次数，提高了采样的效率，从而加快了计算的速度。同时，对于复杂图像中有

多圆的情形，可以快速提取出所有的圆并得到它们的参数值^[19]。

第 3 章 快速霍夫变换应用于三维点云中球顶的提取

任一空间球面与任一空间平面如果相交，则交线的轨迹是圆。基于球面的这一特性，可以沿扫描线的方向和点云真实地理 Z 坐标轴的方向建立二维坐标系，将对球顶的提取转化为在二维平面中对圆弧的提取。

由于 las 数据普遍存在扫描线终点信息不完整的现象，为了沿扫描线建立二维坐标系，需要在 XOY 平面内对扫描线进行分割。本程序采用道格拉斯—普克算法，以 las 数据自带的终点信息确定初始扫描线分段，如果一段扫描线包含的点到该扫描线的最大距离超过阈值 *DISTHRO*，就将最大距离对应的点加入终点队列，重复距离计算与判断的过程，直至每段扫描线上的点基本在一条直线上。其中平面上第 $k(x_k, y_k)$ 个点到以 $i(x_i, y_i)$ 、 $j(x_j, y_j)$ 为端点的直线段的距离 *Dis* 计算公式如下：

$$A = y_j - y_i \quad (3.1a)$$

$$B = x_i - x_j \quad (3.1b)$$

$$C = x_j y_i - x_i y_j \quad (3.1c)$$

$$Dis = \frac{|Ax_k + By_k + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (3.1d)$$

3.1 快速霍夫变换

3.1.1 算法简介

考虑坐标系原点在圆弧最高点，以该点处圆弧的切线方向为 X 轴，建立平面直角坐标系的情形，如图 3.1 所示。此时圆的表达式为：

$$x^2 + y^2 + 2yR = 0 \quad (3.2)$$

为了找到可能的圆弧最高点，对每一段扫描线以一定的步距粗略搜索局部极大值点。以得到的极大值点为中心沿扫描线向两边搜索曲率近似不变的点，加入该极值点对应的弧段。对大于一定点数的弧段搜索该弧段中的最高点作为坐标系原点，按表达式 (3.2) 对这段特征弧段逐点计算 *R* 值。对落入设定的参数空间范围的 *R* 值在累加器数组进行投票，并统计对应于该弧段的最大投票数。如果最大投票数大于投票阈值，则认为该特征弧段为真实弧段，否则认为是虚假弧段。

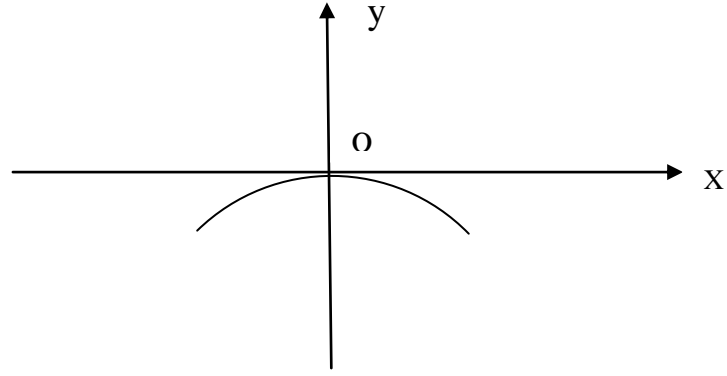


图 3.1 快速霍夫变换坐标系设定方式

3.1.2 算法步骤

- (1) 以第 i 段扫描线的起点 $(x_{i,0}, y_{i,0})$ 为原点 $(0,0)$, 第 i 段扫描线上第 j 个点的二维坐标由 (3.3a) (3.3b) 得到, 将所有点云数据进行坐标转换;

$$x'_{i,j} = \sqrt{(x_{i,j} - x_{i,0})^2 + (y_{i,j} - y_{i,0})^2} \quad (3.3a)$$

$$y'_{i,j} = Z_{i,j} \quad (3.3b)$$

- (2) 取第 i 段扫描线得到非地面点序列, i 的初始值为 0, 当 i 等于扫描线段数 num 时结束;

- (3) 对该序列点 (点数为 cn) 按点号递增逐点搜寻直到找到下一个满足 (3.4a) 和 (3.4b) 的点 j ($h-1 < j < cn-h$), 其中 h 为步距;

$$y'_{i,j} > y'_{i,j-h} \quad (3.4a)$$

$$y'_{i,j} > y'_{i,j+h} \quad (3.4b)$$

- (4) 从点 j 开始 (起始 $k=j$), 朝点号减小的方向逐点搜寻, 找到第一个不满足 (3.5e) 的点 $m-1$, 特征弧段的起点点号 $sn=m-2$;

$$a = \sqrt{(x'_{i,k} - x'_{i,k-1})^2 + (y'_{i,k} - y'_{i,k-1})^2} \quad (3.5a)$$

$$b = \sqrt{(x'_{i,k} - x'_{i,k+1})^2 + (y'_{i,k} - y'_{i,k+1})^2} \quad (3.5b)$$

$$c = \sqrt{(x'_{i,k-1} - x'_{i,k+1})^2 + (y'_{i,k-1} - y'_{i,k+1})^2} \quad (3.5c)$$

$$ag(k) = \arccos\left(\frac{a^2 + b^2 - c^2}{2ab}\right) \quad (3.5d)$$

$$|ag(k)-ag(k-1)| < HD \quad (3.5e)$$

(其中 HD 为弧度阈值)

- (5) 从点 j 开始(起始 $k=j+1$), 朝点号增大的方向逐点搜寻, 找到第一个不满足 (3.5e) 的点 $n+1$, 特征弧段的终点点号 $en=n+2$;
- (6) 若 $en=j$, 则 $j=j+1$, 若 $en \neq j$, 则 $j=en$;
- (7) 若 $(en-sn) > N$, 则对该特征弧段搜寻 y' 最大的点, 将该弧段各点坐标与该点作差, 否则跳至 (10);
- (8) 对 sn 至 en 间的各点按式 (3.2) 求 R , 对位于起始值 R_{orig} 和终点值 R_{end} 之间的 R 值在累加器数组 (以 R_{inv} 为间隔) 进行投票累加;
- (9) 如果累加器数组的投票最大数大于投票阈值 VM , 则认为该特征弧段为真实的弧形屋顶, 将 sn 至 en 间各点类别属性赋为建筑物;
- (10) 以 (6) 中得到的 j 为起点, 重复 (3) 至 (10) 的过程, 直至一段扫描线结束, $i=i+1$, 进入 (2)。

算法流程框图如图 3.2 所示:

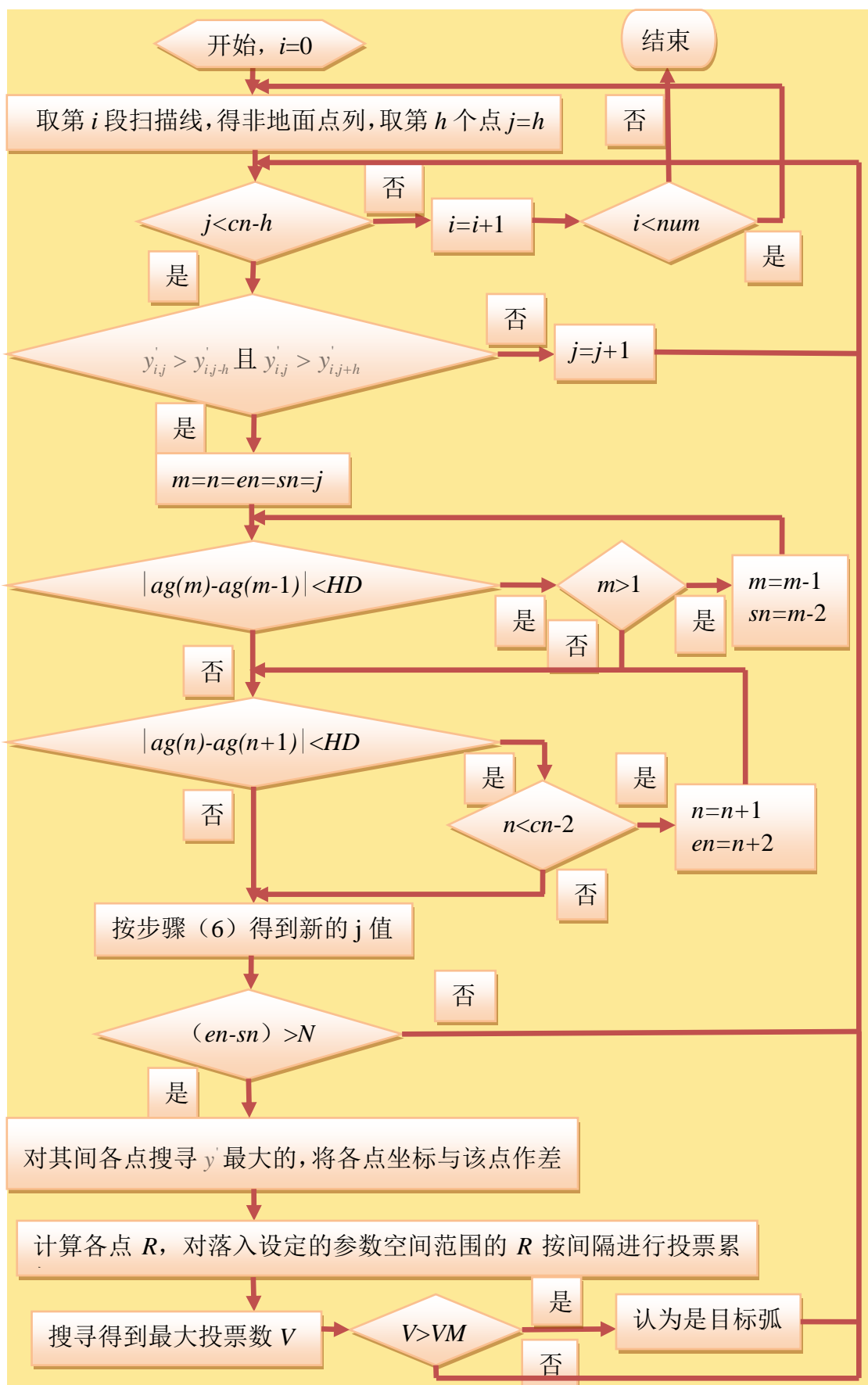


图 3.2 快速霍夫变换算法流程框图

3.2 球顶提取的实验过程

实验采用 VC++6.0 编程实现道格拉斯-普克算法对扫描线的分割以及快速霍夫变换对球顶的提取。TerraScan 被用来进行数据预处理，包括去噪和滤波。球顶提取的实验流程图如图 3.3 所示：



图 3.3 球顶提取实验流程图

（其中特征弧段的提取和目标弧段的提取都属于快速霍夫变换的范围）

国际摄影测量与遥感学会委员会III/WG3 为城市目标分类和建筑物重建提供了 LIDAR 数据，加拿大多伦多地区的数据是其中的一份数据子集^[20]。下面以多伦多地区第 5 条带的 ALS 数据（实验数据 1，约 272 万个点）为例，说明快速霍夫变换应用于三维点云中球顶提取的实验过程，也即算法中各参数值确定的过程。

3.2.1 数据特点

全区高低楼错落，屋顶形状多样、结构复杂度各异，植被环绕建筑分布，有较多的低点噪声。待提取的屋顶结构主体为球形，根据在 FugroViewer 中的量距结果估计其最大的弧直径大于 50 米，除了部分边缘的下方有一些小结构外，其周围没有明显噪声点。

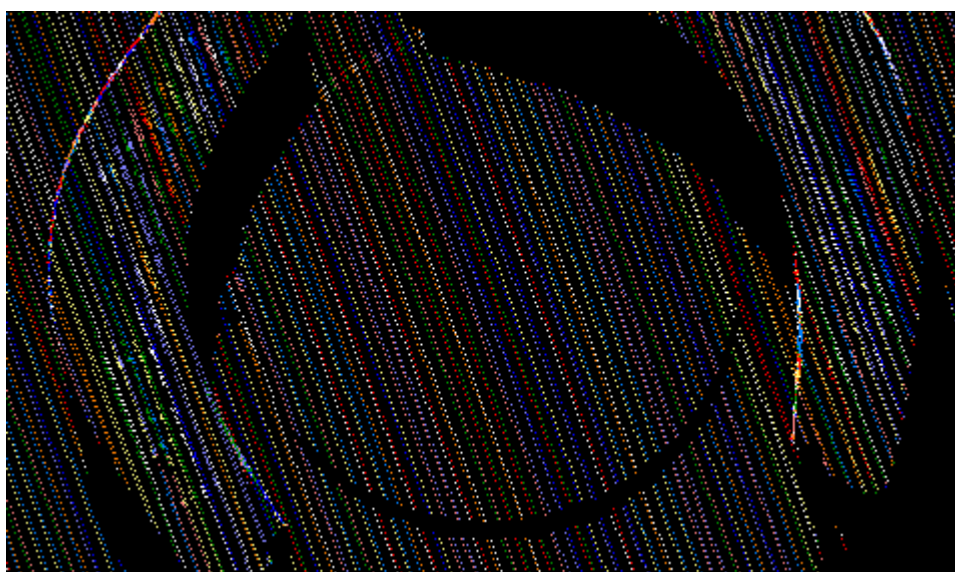
3.2.2 去噪与滤波

在 TerraScan 中将数据的飞点与低点噪声去除，并采用基于地形坡度学的地面点分类工具将地面点和非地面点区分开来。去噪是为了在搜索特征弧段时能尽可能地将真实弧段完整地纳入一条特征弧段，以便于快速霍夫变换的后续处理。滤波是为了区分地面点和非地面点，避免将地形中的弧形结构错误地分入球顶。

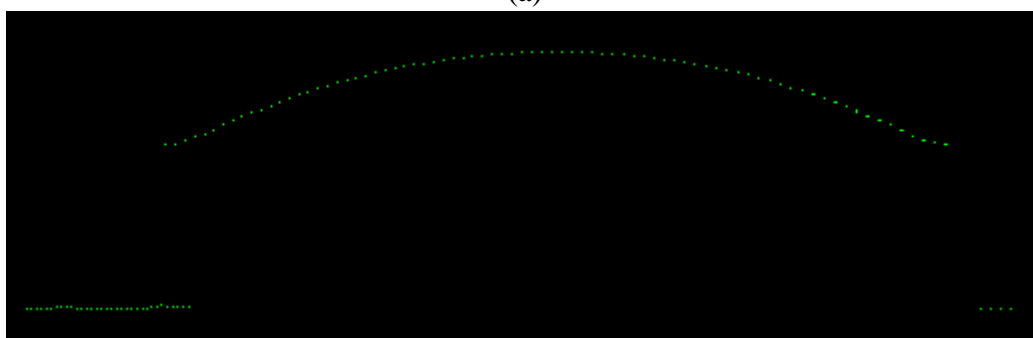
3.2.3 扫描线分割

采用道格拉斯-普克算法将扫描线终点信息不完整的 las 数据分成各扫描线段，使得每条扫描线段上的点在 XOY 平面上的投影基本位于一条直线，以便于沿扫描线建立二维坐标系。

算法中距离阈值 *DISTHRO* 的设置要在保证待检测真实弧段完整地纳入一段扫描线的前提下尽可能小。取 *DISTHRO*=1，实验数据进行扫描线分割后球顶部分的分割结果如图 3.4 所示，其中不同的颜色代表不同的扫描线分段：



(a)



(b)

图 3.4 *DISTHRO*=1，球顶扫描线分割结果：(a)2D 显示；(b)断面显示

3.2.4 搜寻特征弧段

以步距 h 粗略搜寻局部极大值点，以局部极大值点为中心沿扫描线向两边搜寻曲率近似相等的点（以参数 *HD* 控制曲率差阈值，以参数 *N* 控制特征弧段至少应包含的点数），构成特征弧段。

实验过程如图 3.5 至图 3.12 所示，其中紫色代表地面点，黄色代表非地面点，红色代表搜寻得到的特征弧段。图 3.5 至图 3.8 是控制 HD 与 N 为定值，依次增大搜索步距 h 以找到最适值的过程 ($h=3$)；图 3.7、3.9、3.10 是控制 h 与 N 为定值以 0.05rad 为步距增大以找到 HD 的最适值的过程($HD=0.2$)；图 3.10 至 3.12 是控制 h 与 HD 为定值找到 N 最适值的过程($N=15$)；图 3.13 是在实验得到的参数最适值下，全区特征弧提取结果。为了能将待检测弧尽可能完整地纳入特征弧段，同时尽可能减少特征弧段中包含的非目标弧段， HD 的取值应尽可能小， N 的取值应尽可能大。

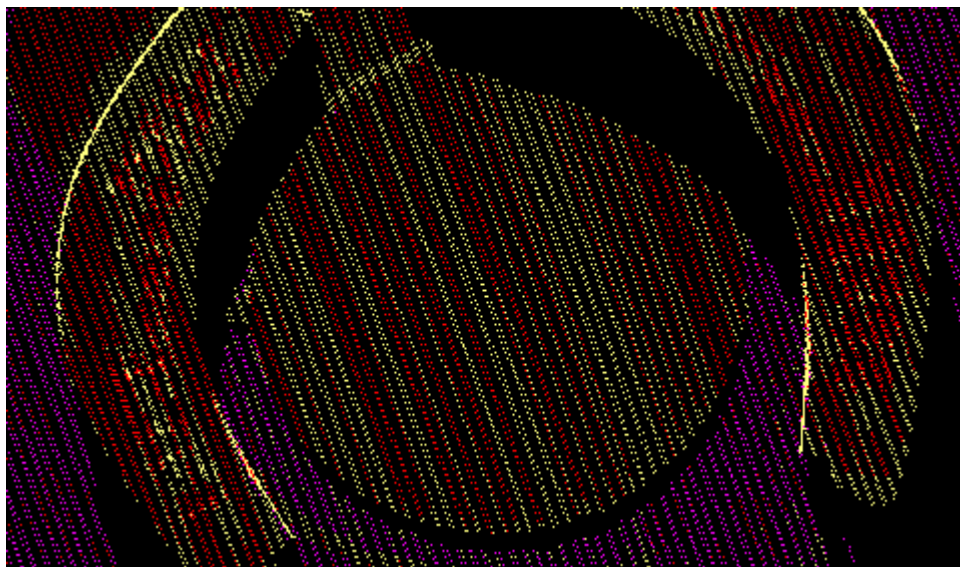


图 3.5 $h=1$, $HD=0.1$, $N=5$, 球顶特征弧提取结果

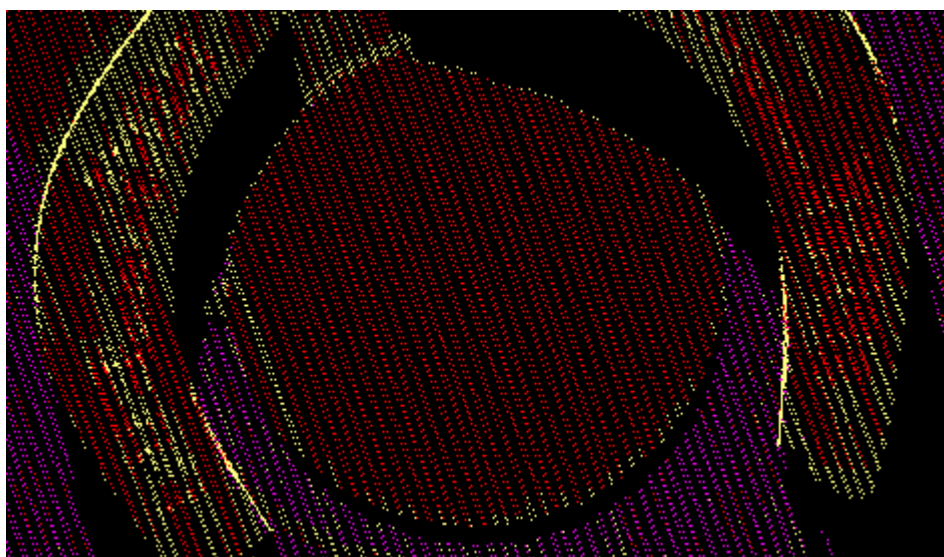


图 3.6 $h=2$, $HD=0.1$, $N=5$, 球顶特征弧提取结果

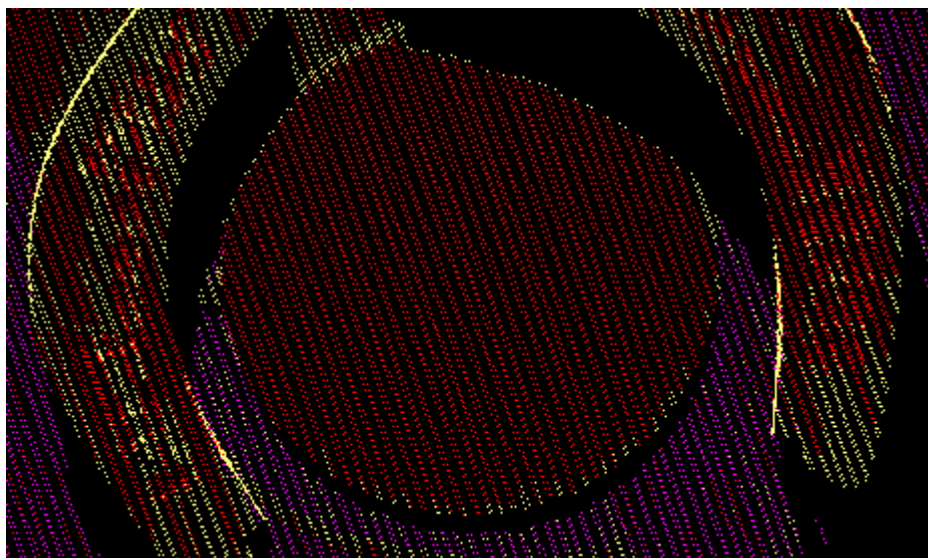


图 3.7 $h=3$, $HD=0.1$, $N=5$, 球顶特征弧提取结果

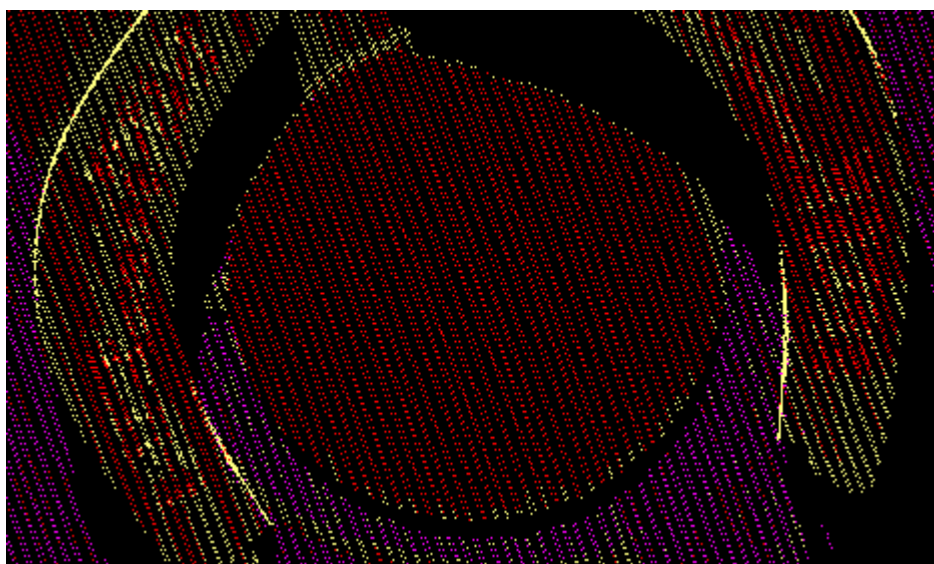


图 3.8 $h=4$, $HD=0.1$, $N=5$, 球顶特征弧提取结果

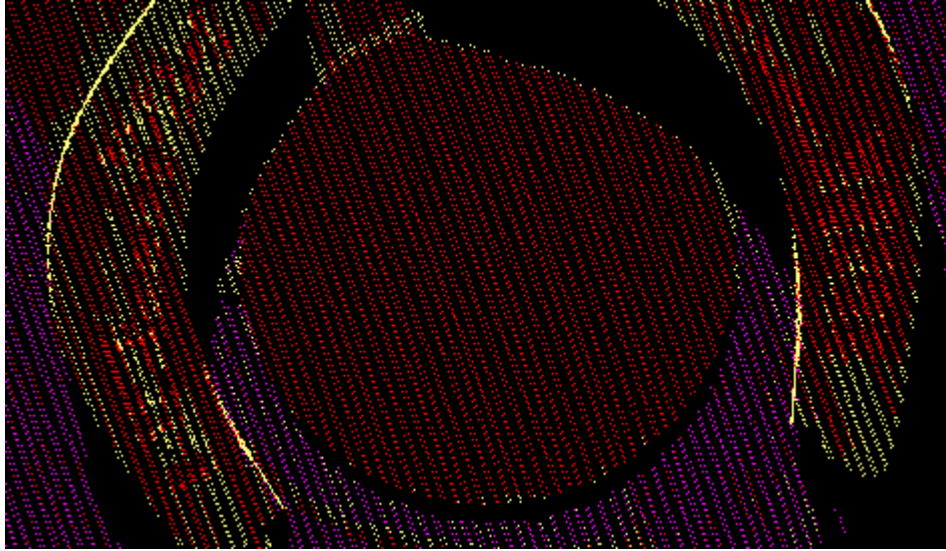


图 3.9 $h=3$, $HD=0.15$, $N=5$, 球顶特征弧提取结果

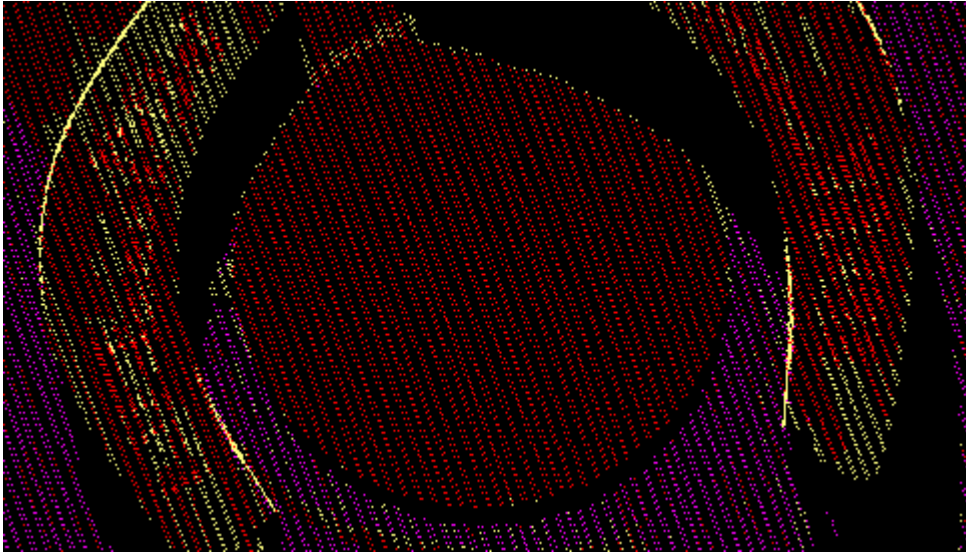


图 3.10 $h=3$, $HD=0.2$, $N=5$, 球顶特征弧提取结果

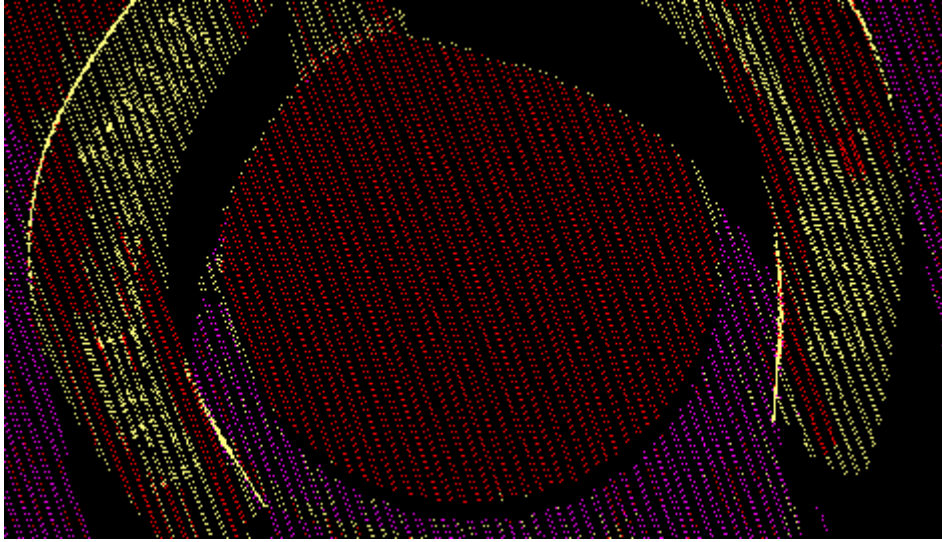


图 3.11 $h=3$, $HD=0.2$, $N=15$, 球顶特征弧提取结果

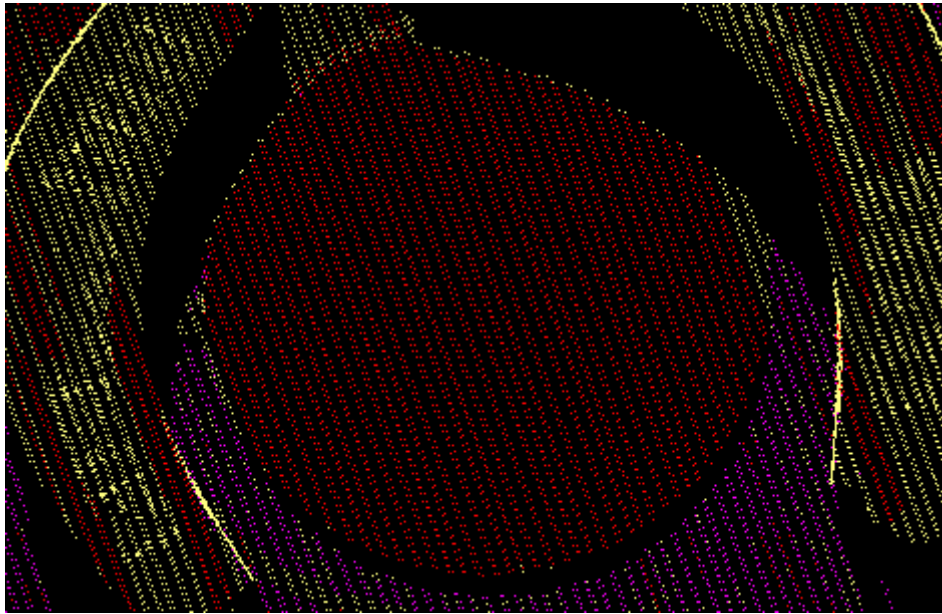


图 3.12 $h=3$, $HD=0.2$, $N=20$, 球顶特征弧提取结果

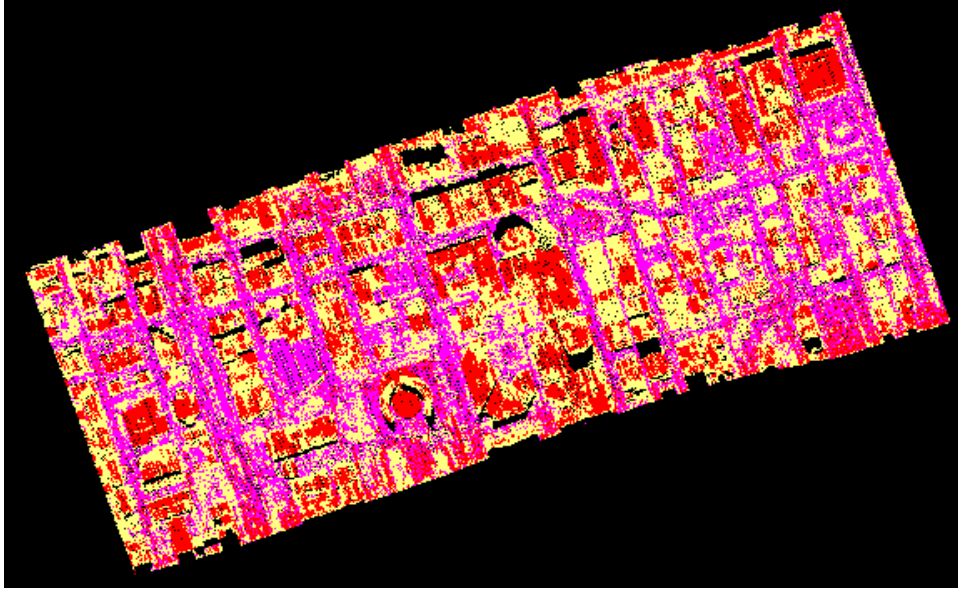


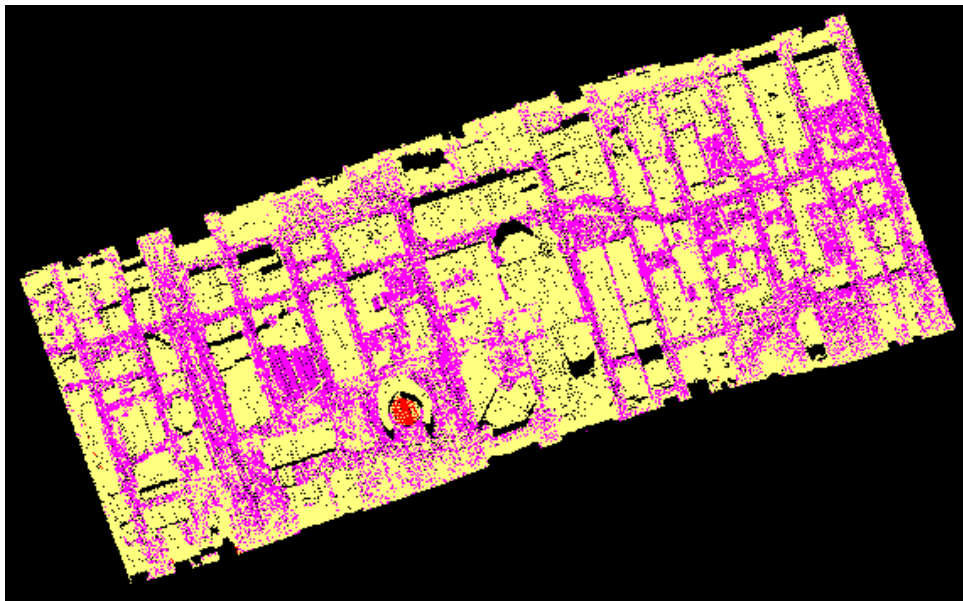
图 3.13 $h=3$, $HD=0.2$, $N=15$, 全区特征弧提取结果

3.2.5 确定目标弧

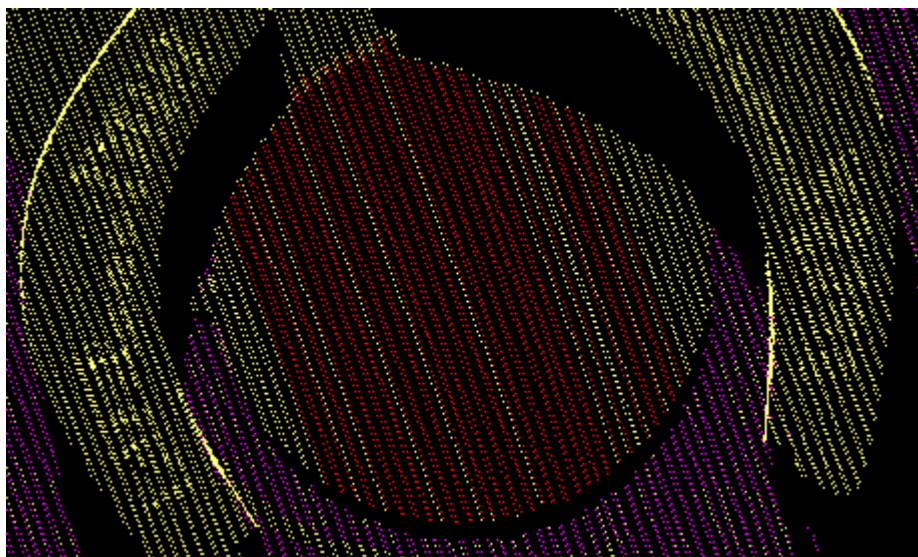
对每一段特征弧分别搜索最高点作为该弧的坐标原点，对该弧各点依次求 R ，对落入参数 R_{orig} (半径起点)和 R_{end} (半径终点)间的 R 值在累加器数组中进行投票（间隔为 R_{inv} ）。若最大投票数大于投票阈值 VM ，则将该弧各点的类别属性赋为建筑物。

R_{orig} 和 R_{end} 的初值分别取 10 和 100，这是由图上点间量距并让初始范围尽可能大而确定的结果。考虑到 VM 和 R_{inv} 互相制约，首先确定 VM 的取值，取 N 的中数 8。改变 R_{inv} 的取值得到图 3.14 至图 3.18 的结果。实验表明当 R_{inv} 取 10 时对球顶有较好的提取结果，且当 R_{inv} 继续增大时提取结果没有明显改善，只会引入更多的非目标弧段。目标屋顶边缘处的弧段之所以很难提取是因为目标屋顶并不是标准球顶，其边缘处扫描线已不具备弧的典型特性，如图 3.16(c)所示。

当 $R_{inv}=10$ 时引入的非目标弧段如图 3.19 示例。为了尽可能地减少对非目标弧段的提取，以累加器数组各单元对应的 R 值为横坐标，以在某一 R 值处被提取的弧段数为纵坐标，在 Matlab 中绘柱状图如图 3.20 所示。取 $R_{orig}=30$, $R_{end}=70$ ，分类结果如图 3.21 所示，对非目标弧段提取的抑制情况如图 3.22 所示。有少部分与目标弧段形态类似的非目标弧段被提取是本算法所无法避免的问题。



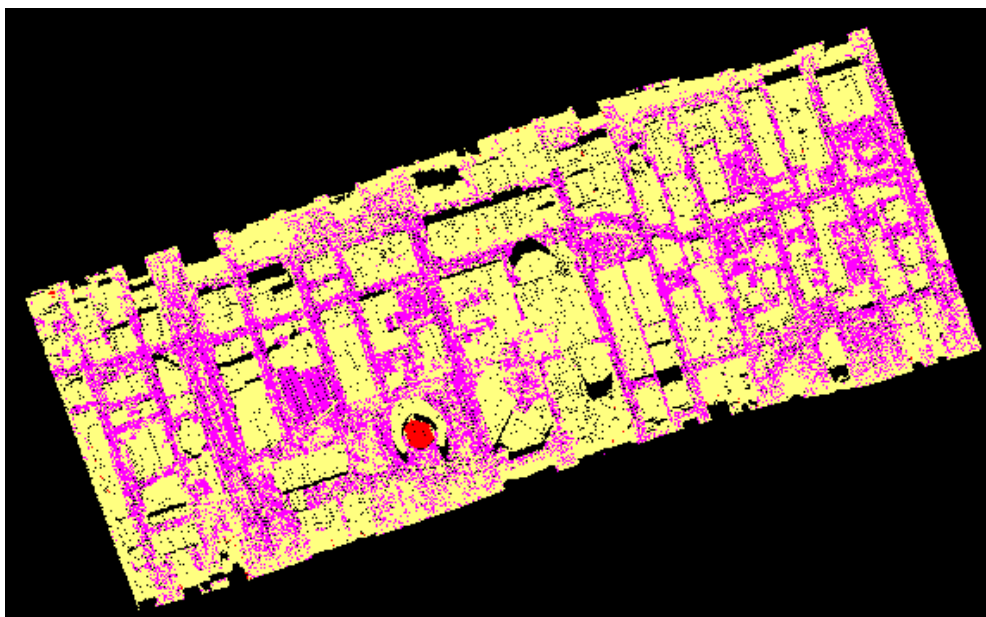
(a)



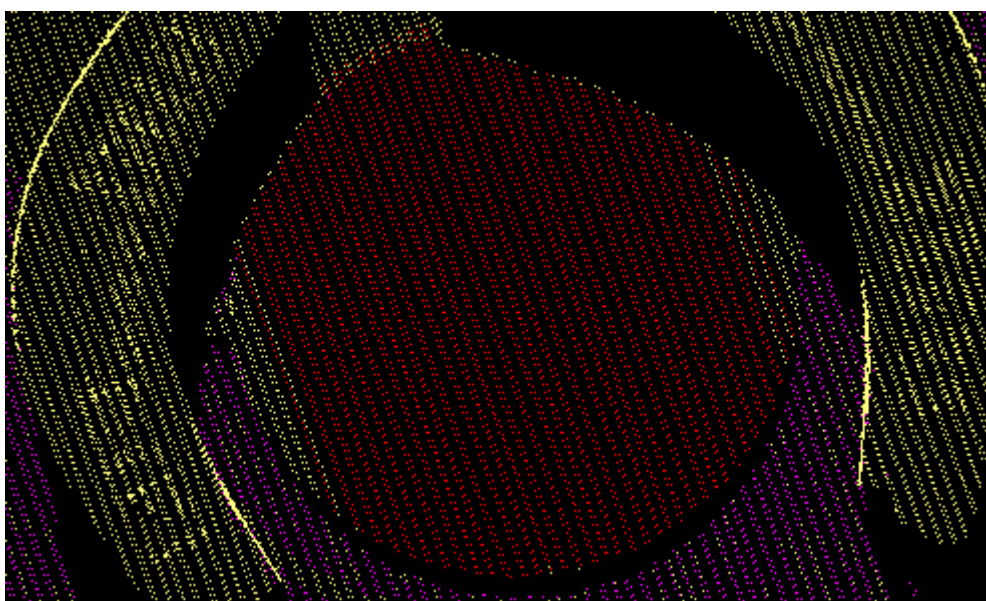
(b)

图 3.14 $R_{orig}=10$, $R_{end}=100$, $R_{inv}=1$, $VM=8$, 目标弧提取结果:

(a)全区范围; (b)球顶部分



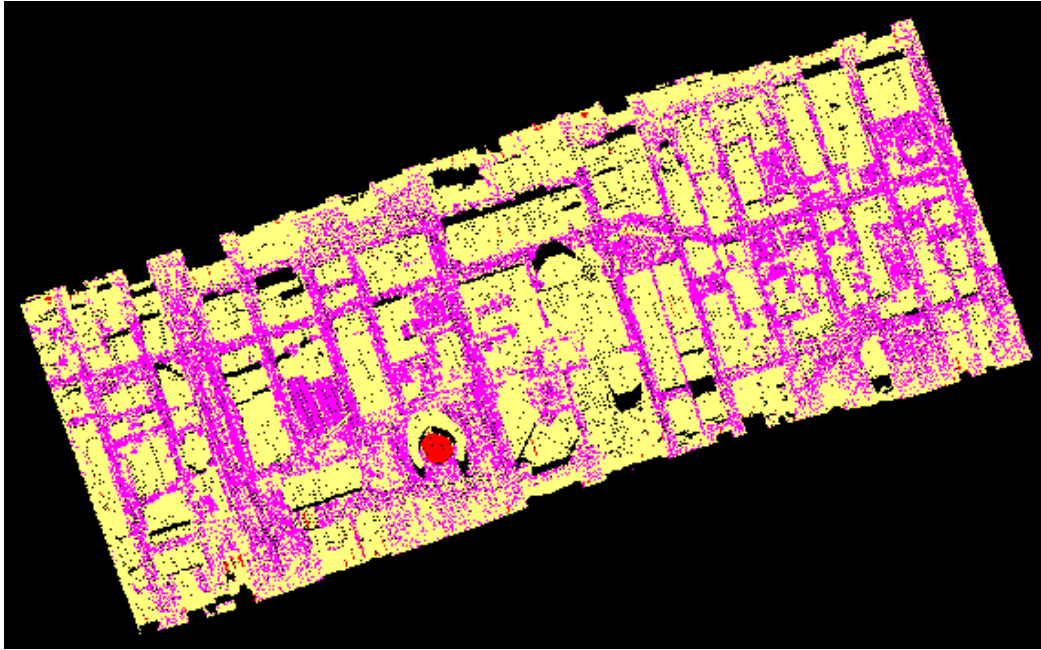
(a)



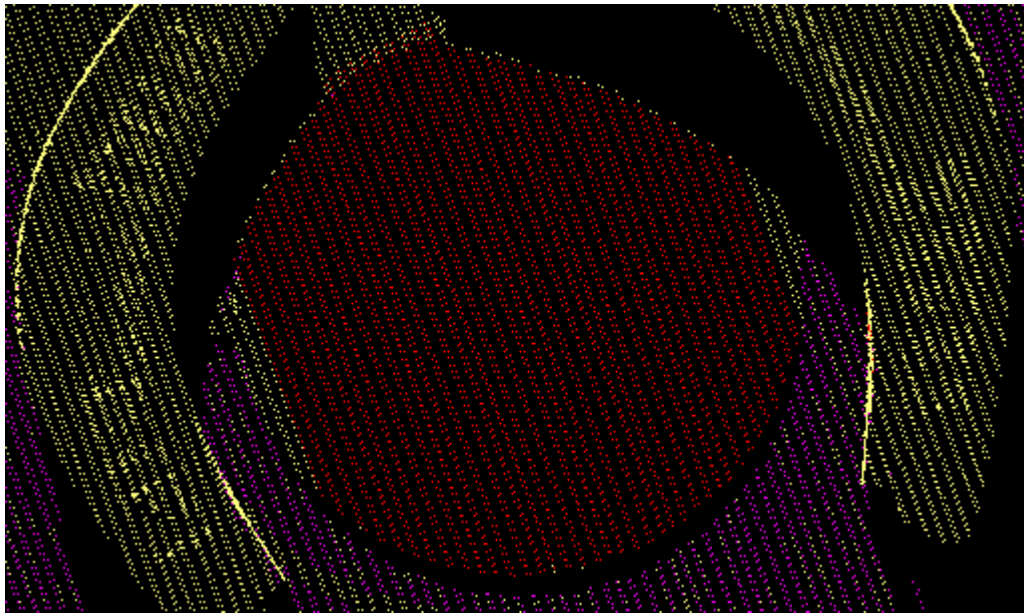
(b)

图 3.15 $R_{orig}=10$, $R_{end}=100$, $R_{inv}=5$, $VM=8$, 目标弧提取结果:

(a)全区范围; (b)球顶部分



(a)



(b)



(c)

图 3.16 $R_{orig}=10$, $R_{end}=100$, $R_{inv}=10$, $VM=8$, 目标弧提取结果:
(a)全区范围; (b)球顶部分; (c)未被提取的球顶扫描线断面示例

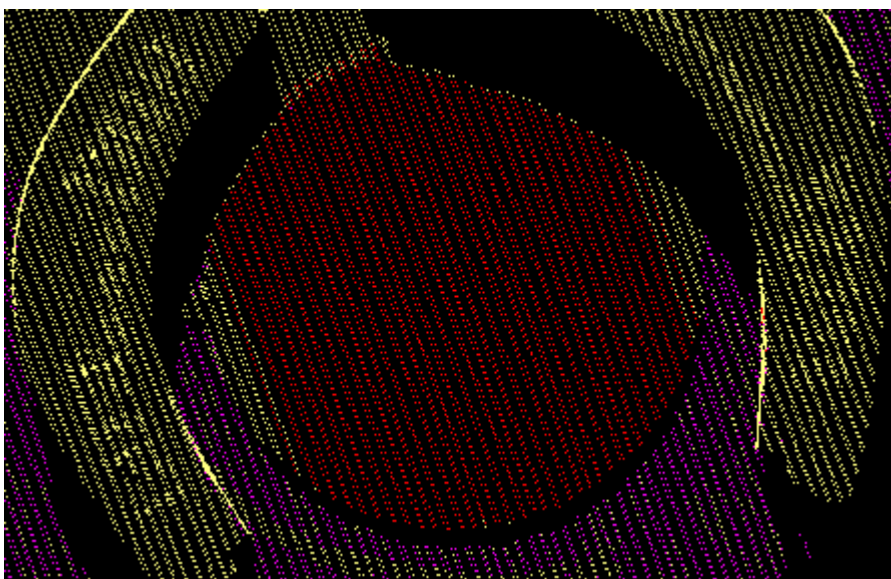


图 3.17 $R_{orig}=10$, $R_{end}=100$, $R_{inv}=9$, $VM=8$, 球项目标弧提取结果

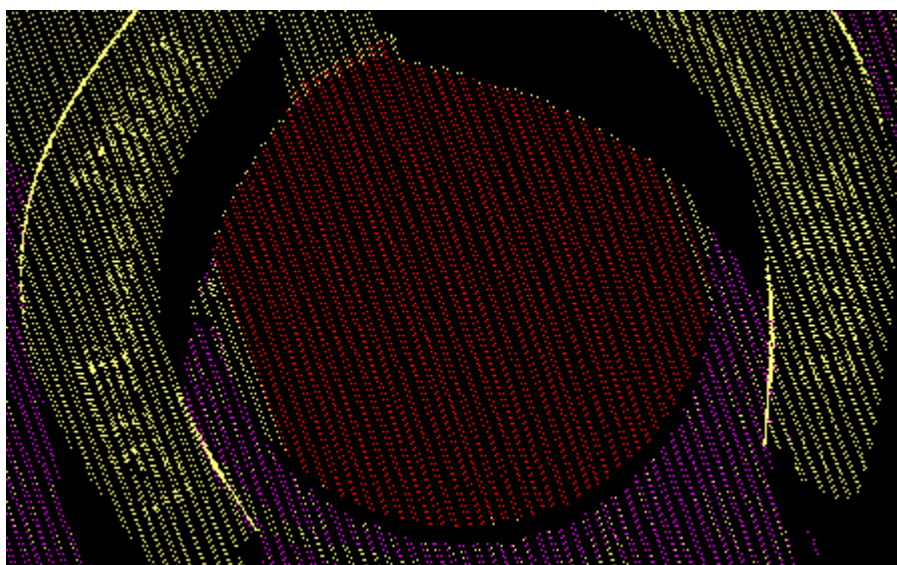


图 3.18 $R_{orig}=10$, $R_{end}=100$, $R_{inv}=15$, $VM=8$, 球项目标弧提取结果

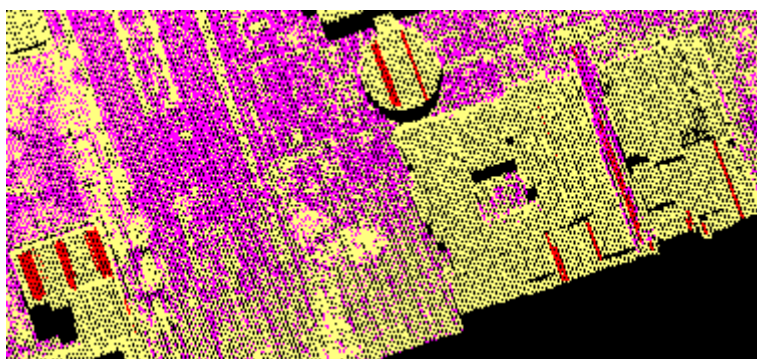


图 3.19 $R_{orig}=10$, $R_{end}=100$, $R_{inv}=10$, $VM=8$, 被提取的非目标弧示例

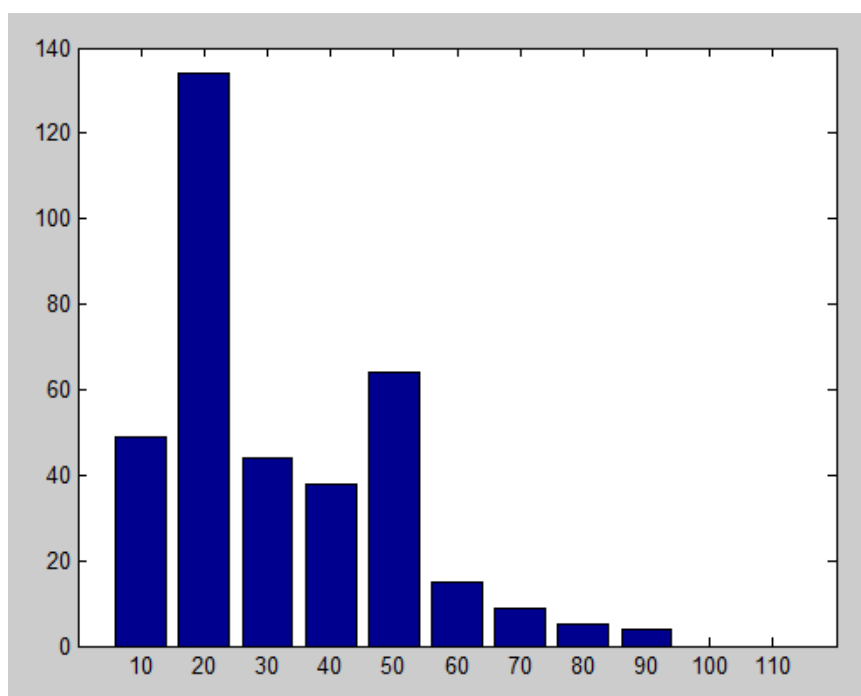


图 3.20 $R_{orig}=10$, $R_{end}=100$, $R_{inv}=10$, $VM=8$, 半径柱状图

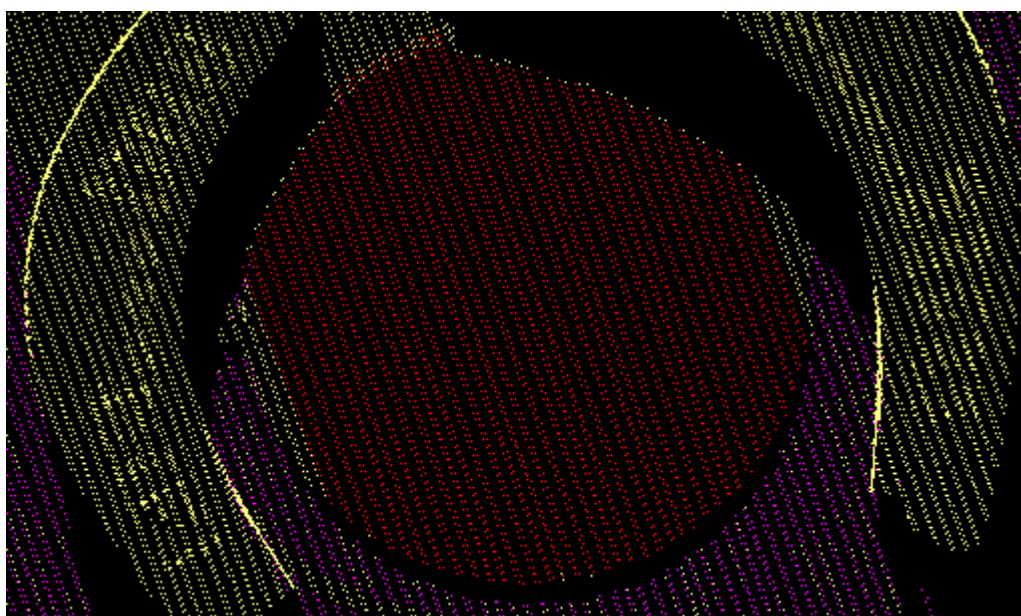


图 3.21 $R_{orig}=30$, $R_{end}=70$, $R_{inv}=10$, $VM=8$, 球顶目标弧提取结果

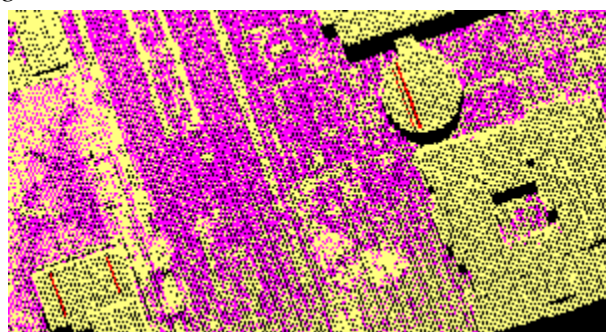


图 3.22 $R_{orig}=30$, $R_{end}=70$, $R_{inv}=10$, $VM=8$, 被提取的非目标弧示例

3.3 其它数据测试

3.3.1 多噪声球顶

测试数据全区约 80 万个点（实验数据 2）。图 3.23 所示为测试数据中带有低噪声的球顶结构，根据图上量距估计其最大弧直径超过 30 米。对其进行去噪和滤波处理后，球顶出现许多空洞，如图 3.24 所示，也即目标弧段上的点分布不均匀，如图 3.25(b)所示。

经实验，当 *DISTHRO* 增加到 2.5 时能得到不错的扫描线分割结果，如图 3.25 和图 3.26 所示。按照 3.2.5 的所述的实验方法，当 $h=2$ ， $HD=0.3$ ， $N=5$ 时能得到较好的特征弧段的提取结果，如图 3.27 所示。这份数据无论如何组合参数 R_{orig} 、 R_{end} 、 R_{inv} 和 VM 的取值，最终提取结果中除了会包含非目标弧段，还会包含非弧段的“噪声点”，比如植被点，如图 3.29 所示。这主要是由于两方面的原因：一方面去噪使得目标弧段上的点分布不均，在计算近似曲率时会把计算结果的误差放大，为了在提取特征弧时能完整地将目标弧纳入，弧度阈值 HD 的设定相应增大，从而使提取的特征弧中除了弧段与直线外，“噪声点”的比例增大；另一方面过球顶区域的部分扫描线在 XOY 平面上的轨迹线性特征不好，使得距离阈值 $DISTHRO$ 的设定相应增大， R 值的计算精度降低，从而累加器数组间隔 R_{inv} 的设定相应增大、投票阈值 VM 的设定相应减小，导致把“噪声点”当作目标弧提取的可能性增大。经实验，取 $R_{orig}=8$ ， $R_{end}=25$ ， $R_{inv}=4$ ， $VM=4$ 作为参数值，可以得到相对较好的实验结果，如图 3.28 所示。

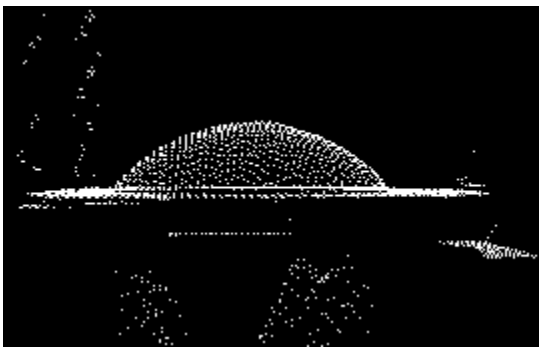


图 3.23 多噪声球顶 3D 显示

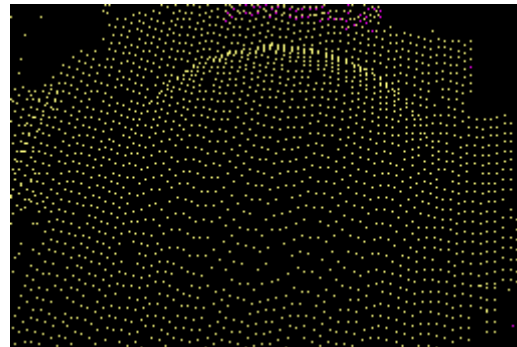
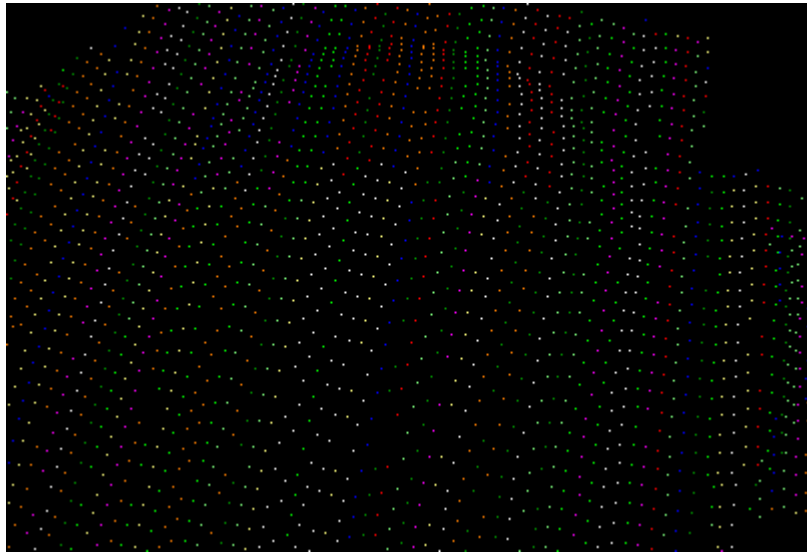
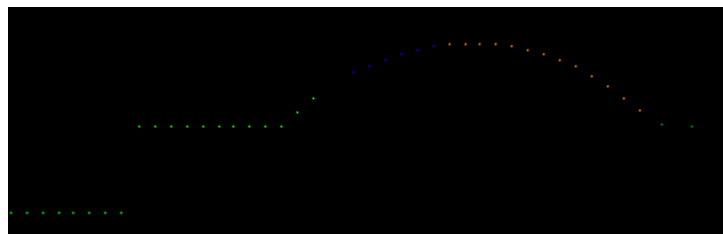


图 3.24 去噪后的多噪声球顶 3D 显示



(a)



(b)

图 3.25 $DISTHRO=1$ ，球顶部分扫描线分割结果：

(a)3D 显示；(b)断面显示

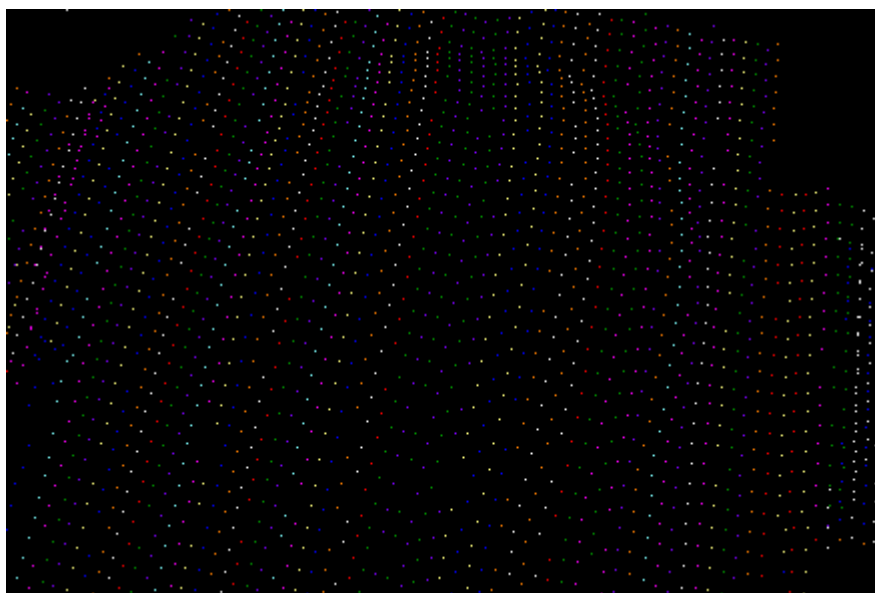
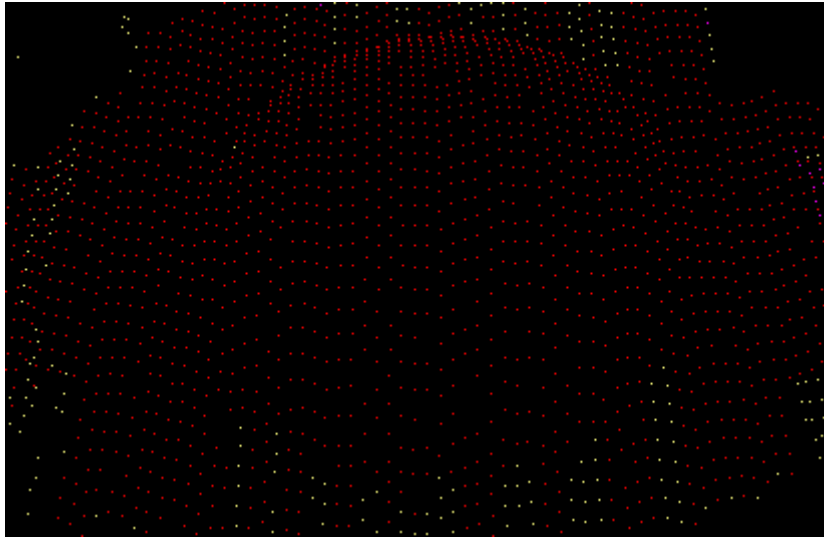


图 3.26 $DISTHRO=2.5$ ，球顶部分扫描线分割结果

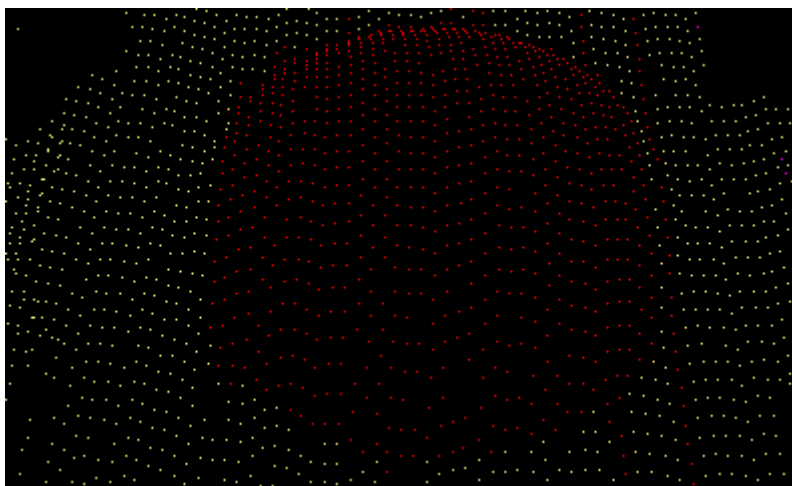


(a)

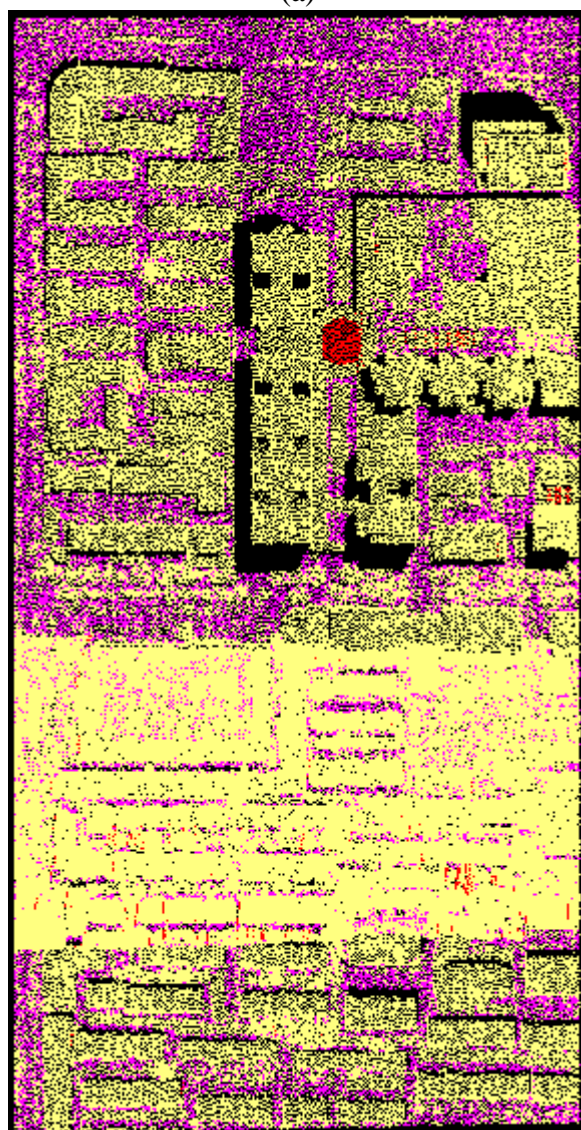


(b)

图 3.27 $h=2$, $HD=0.3$, $N=8$, 特征弧提取结果: (a)球顶部分; (b)全区



(a)



(b)

图 3.28 $R_{orig}=8$, $R_{end}=25$, $R_{inv}=4$, $VM=4$, 目标弧提取结果:
(a)球顶部分; (b)全区

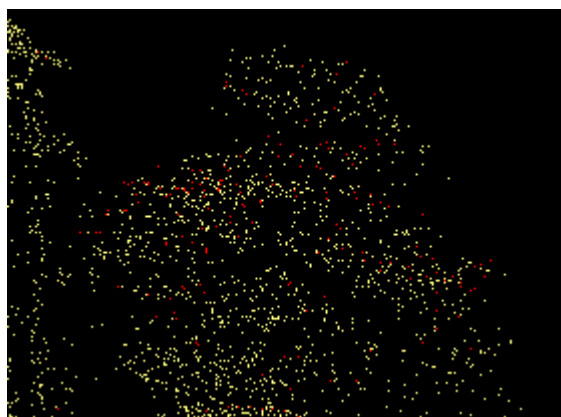


图 3.29 $R_{orig}=8$, $R_{end}=25$, $R_{inv}=4$, $VM=4$, 被当作目标弧提取的植被点示例

3.3.2 类球顶

实验数据（实验数据 3，约 130 万个点）区域范围内有许多半径不一的大棚结构屋顶，如图 3.30 所示。由于扫描线方向与棚顶有一定角度，所以可以沿扫描线方向检测弧形结构，如图 3.31 所示。

扫描线较直，取 $DISTHRO=1$ 就可以得到较好的分割结果。提取特征弧段时，在增大 h 和 HD 的过程中，一些目标弧段始终无法被检测出来，这是因为部分大棚顶有细小结构，造成曲率突变所致，如图 3.32 所示。经实验取 $h=3$, $HD=0.15$, $N=10$ 可以得到相对较好的特征弧段提取结果，如图 3.33 所示。实验区域内大棚面积较大，半径不一，所以 R_{orig} 和 R_{end} 确定的半径范围较大。除去小结构，棚顶的弧形比较典型，所以 R_{inv} 的取值偏小，以抑制对非目标弧段的提取。取 $R_{orig}=15$, $R_{end}=150$, $R_{inv}=4$, $VM=4$ ，对大棚顶的提取结果如图 3.34 所示。提取结果中主要有两方面不太理想的地方：一是一些棚顶点未被提取，这主要是因为棚顶并非球体，实验区域内扫描线与棚顶约成 $\pi/4\text{rad}$ ，导致部分过棚顶的扫描线并非弧形结构，如图 3.34(c)所示；二是一些大的尖顶结构被当做目标弧段被提取，如图 3.34(d)所示，这主要是实验区域内大棚的半径范围太广所致。

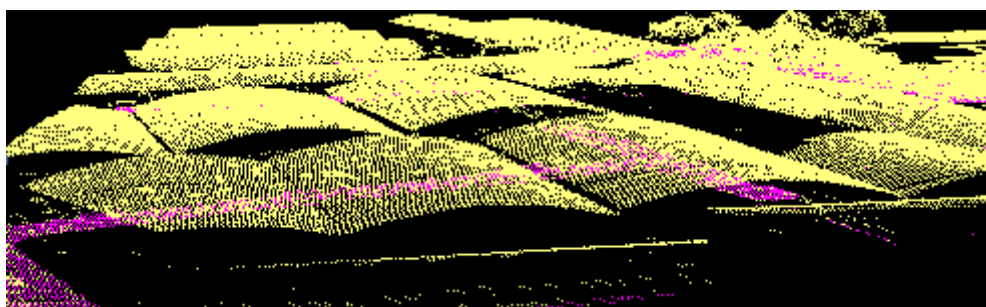


图 3.30 实验区域内大棚结构屋顶示例，3D 显示

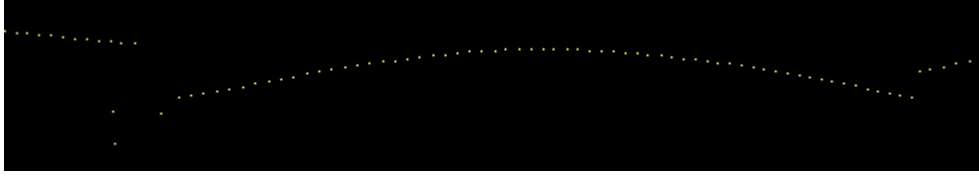
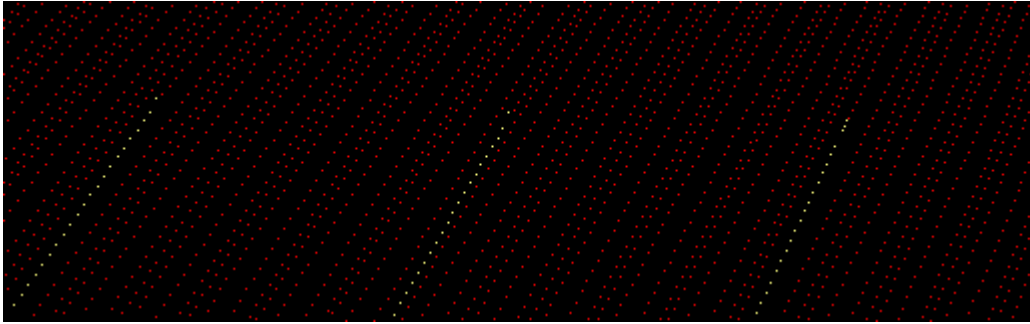
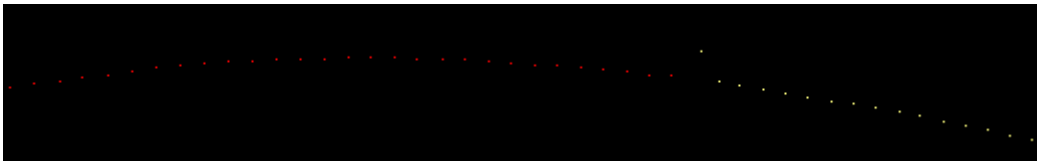


图 3.31 大棚结构屋顶断面显示示例



(a)



(b)

图 3.32 大棚顶小结构示例：(a)3D 显示；(b)断面显示

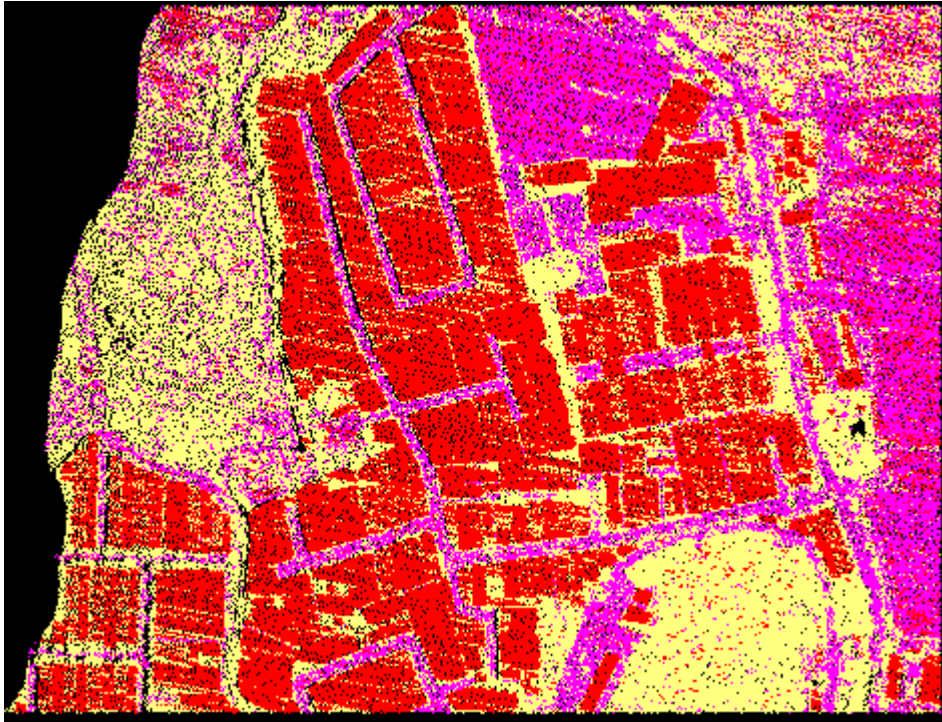
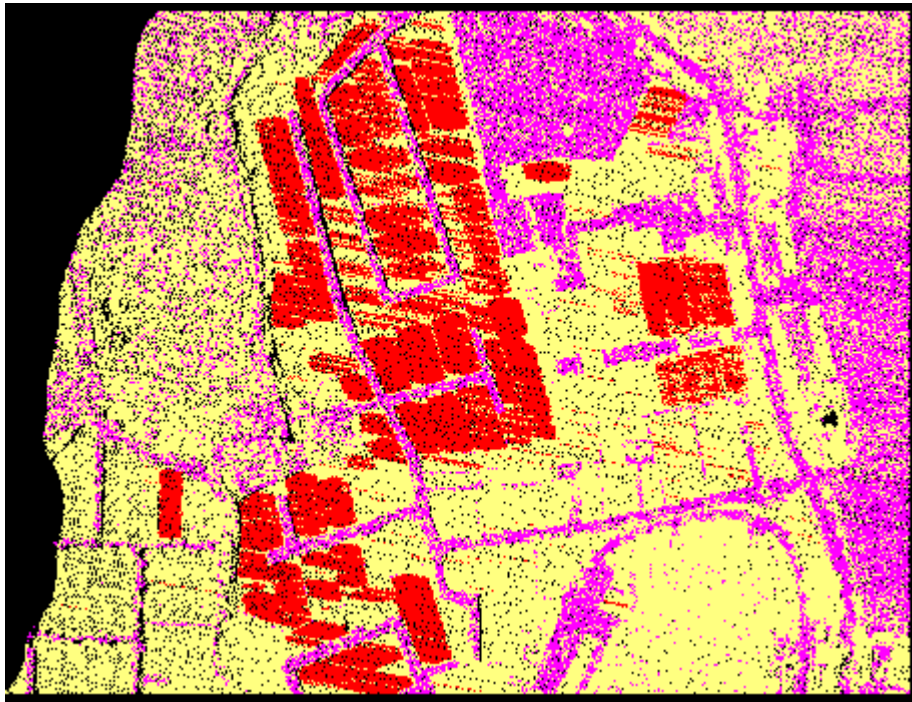
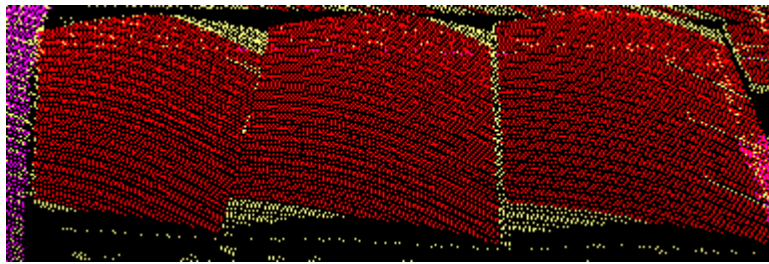


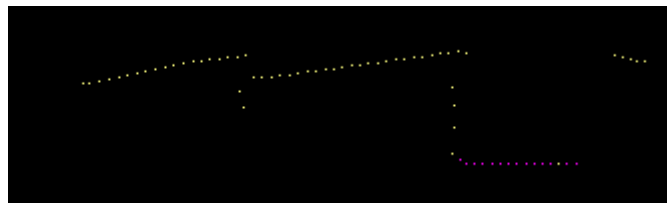
图 3.33 $h=3$, $HD=0.15$, $N=10$, 全区特征弧提取结果



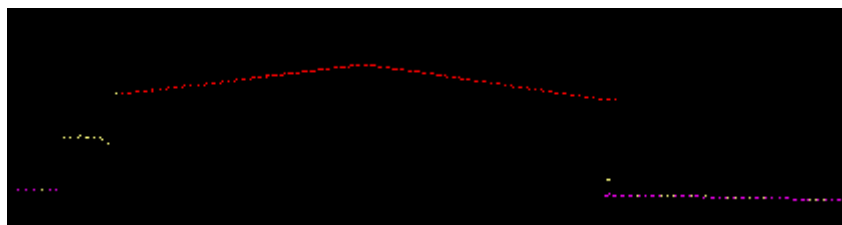
(a)



(b)



(c)



(d)

图 3.34 $R_{orig}=15$, $R_{end}=150$, $R_{inv}=4$, $VM=4$, 目标弧提取结果:

(a)全区范围; (b)大棚顶示例;

(c)未被提取的大棚顶示例; (d) 被提取的非目标弧段示例

3.4 算法特性分析

- (1) 运行速度快。通过搜寻特征弧段，将参数空间降成了一维，大大降低了对内存的需求，提高了计算效率。对前述 3 份实验数据进行处理，运行时间均不超过 10 秒。
- (2) 通过调整各参数的取值，对不同特性的球顶、弧段集中区域都能得到较好的提取结果。道格拉斯-普克算法中距离阈值 $DISTHRO$ 的确定要依过目标球顶的扫描线特性而定，除了实验数据 2 的特例，一般扫描线较直，取 $DISTHRO=1$ 即可。搜索特征弧段时，特征弧段点数阈值 N 要依目标球顶的大小而定；搜索步距 h 一般取 2 或 3，弧度阈值 HD 一般取 0.2 弧度左右，如果目标弧段上点的分布不均匀（如实验数据 2 所示）， h 一般取偏小值， HD 取偏大值。目标弧段提取时，投票阈值 VM 一般取 N 中数附近的值；如果目标弧段具有良好的弧形特征，累加器间隔 R_{inv} 取偏小值，从而在有效提取目标弧段的同时，抑制对非目标弧段的提取；参数空间的范围 R_{orig} (半径最小值)、 R_{end} (半径最大值)的确定需要根据目标球顶的特性而定，在 FugroViewer 中进行图上量距估计和在 Matlab 中进行直方图统计可以辅助它们的确定。
- (3) 对噪声敏感。算法牺牲了原始 Hough 变换对随机噪声的鲁棒性来获取对计算速度和内存利用效率的提高。搜寻特征弧段时是依曲率差在阈值范围内来增长点，而噪声点处的曲率突变会终止点增长的进行。不仅是噪声，如果房顶有如实验数据 3 的小结构，造成目标弧段不光滑，也会对实验结果造成和噪声一样的效果。
- (4) 算法本质是对沿扫描线的弧段进行提取，而过球顶边缘的扫描线一般弧形结构不明显且目标弧段的点数少，为了抑制对非目标弧段的提取，沿扫描线方向球顶边缘的点一般无法被检测出来。同时实验数据中，与目标弧段结构类似的非目标弧段会被提取出来也是该算法无法避免的问题。
- (5) 对于小球顶（具体体现为目标弧段包含的点数少），虽然没有找到实验数据进行测试，但通过对算法特性的分析以及参考已经做过的实验可以推测，难以将其单独提取出来。因为目标弧段包含的点数少将导致 N 和 VM 的设定相应减小，从而无法对非目标弧段的提取起到有效的抑制作用。

第4章 总结与展望

4.1 总结

机载 LIDAR 作为一种直接对地定位获取地形表面空间信息的技术,已经得到了广泛地应用,并以其直接、经济、迅速的特点,在一定程度上弥补了传统航空摄影测量的不足。机载 LIDAR 得到的激光点云是一种包含巨大信息量的数据集合,可以进行多层次、多方向的数据挖掘工作^[21]。其中建筑物提取作为机载 LIDAR 数据后处理的一个关键技术已成为目前国际学者们研究的热点问题之一。本文以机载 LIDAR 数据应用研究为出发点,针对球顶这类相对独立的特殊建筑物屋顶结构,在已出现的各种改进霍夫变换的理论基础之上,提出了一种基于扫描线的快速霍夫变换,并进行了实践。该方法克服了传统霍夫变换计算效率低、对内存占用量大的缺陷,但同时牺牲了传统霍夫变换对随机噪声的鲁棒性。由于损失了一个维度的数据信息,并且具有对噪声敏感的特性,本文所提出的方法只能作为点特征识别的初步处理方法,还需和其它方法相结合才能获得更理想的提取结果。

归纳起来,本文所完成的工作主要体现在以下几个方面:

- (1) 介绍了目前机载 LIDAR 技术的发展现状,阐明了本论文的研究背景和意义,分析了当前基于机载 LIDAR 点云数据进行建筑物提取的相关理论和方法,并梳理了本文研究的总体思路框架。
- (2) 从基本的圆霍夫变换出发,沿着两条典型的改进算法思路,归纳了应用于圆形检测的霍夫变换及其变体的算法思想并分析了它们的算法特性。
- (3) 基于现有的霍夫变换改进理论,提出了一种基于扫描线的快速霍夫变换,阐述了它的算法思想,并详细介绍了它的实现步骤与流程。
- (4) 以多伦多地区的 ALS 数据为例,详细说明了将快速霍夫变换应用于三维点云中球顶提取的实验过程,并以另外两份各具特色的实验数据对算法进行了测试,通过对三份数据实验结果的分析得出算法特性。

4.2 展望

绝大多数的建筑物提取策略都可以分为两个过程来实现:首先进行建筑物脚点区域的识别,而后再基于识别出的建筑物区域进行轮廓提取和模型重建。由于研究时间和精力有限,本文只针对第一个过程中的球顶房屋提出了一种初步分类

的方法，因而可以进一步研究和改进的地方包括：

- (1) 研究该算法与其它方法的结合，以克服其损失一个维度信息与对噪声敏感的不足；
- (2) 考虑到目前对于结构复杂的建筑物屋顶缺乏行之有效的分类方法，可以朝这个方向进行深入研究；
- (3) 现有的对建筑物进行模型提取的方法只能实现对简单结构房屋和部分复杂结构房屋的三维重建，因而在三维重建的过程中，复杂结构建筑物依然是需要攻克的难题。

参考文献

- [1] 曾齐红. 机载激光雷达点云数据处理与建筑物三维重建[D]. 上海: 上海大学通信与信息工程, 2009.
- [2] 王俊宏. LIDAR 数据处理关键技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学生物医学工程, 2012.
- [3] 杨洋程, 张永生程, 马一薇程, 胥亚. 基于 LIDAR 数据的建筑物轮廓提取[J]. 测绘科学, 2010, 35(3): 203-206.
- [4] 张志友. 基于 LIDAR 数据和航空影像的地形与建筑物提取及三维可视化[D]. 北京: 北京交通大学摄影测量与遥感, 2008.
- [5] 许晓亮. 基于机载 LIDAR 数据的建筑物提取技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学测绘学院, 2011.
- [6] 郑毅. LIDAR 数据的城区建筑物提取技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学模式识别与智能系统, 2011.
- [7] (英) Mark S.Nixon, Alberto S.Aguado 著. 特征提取与图像处理[M]. 2. 李实英, 杨高波译. 北京: 电子工业出版社, 2010: 158-175.
- [8] 章大勇, 吴文启, 吴美平, 逯亮清. 基于三维 Hough 变换的机载激光雷达平面地标提取[J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(2): 130-134.
- [9] Vosselman G, Gorte B G H, Sithole G, et al. Recognising structure in laser scanner point clouds[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2004, 46(8): 33-38.
- [10] Borrmann D, Elseberg J, Lingemann K, et al. The 3D Hough Transform for plane detection in point clouds: A review and a new accumulator design[J]. 3D Research, 2011, 2(2): 1-13.
- [11] Khoshelham K. Extending generalized hough transform to detect 3d objects in laser range data[C]//ISPRS Workshop on Laser Scanning, Proceedings, LS 2007. 2007: 206-210.
- [12] Hulik R, Spanel M, Smrz P, et al. Continuous Plane Detection in Point-cloud Data Based on 3D Hough Transform[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013.
- [13] 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): 114-116,113.

[14] Yuen H K, Princen J, Illingworth J, et al. Comparative study of Hough transform methods for circle finding[J]. Image and Vision Computing, 1990, 8(1): 71-77.

[15] Ioannou D, Huda W, Laine A F. Circle recognition through a 2D Hough Transform and radius histogramming[J]. Image and Vision Computing, 1999, 17(1):15-26.

[16] Xu L, Oja E, Kultanen P. A new curve detection method: randomized Hough transform (RHT)[J]. Pattern recognition letters, 1990, 11(5): 331-338.

[17] 王恒. 基于改进 Hough 变换的圆形物体检测[D]. 沈阳: 东北大学软件工程, 2005.

[18] 束志林, 戚飞虎. 一种新的随机 Hough 快速圆检测算法[J]. 计算机工程, 2003, 29(6): 87-88, 110.

[19] 刘建群, 李仕勇, 旷辉, 颜发根. 改进的随机 Hough 变换在检测多圆中的应用[J]. 微计算机信息, 2007, 23(28): 288-290.

[20] Rottensteiner F, Sohn G, Jung J, et al. The ISPRS Benchmark on Urban Object Classification and 3D Building Reconstruction[C]//in ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Proc. XXII ISPRS Congress (TC III), Melbourne, Australia. 2012.

[21] 张皓. 机载 LIDAR 数据滤波及建筑物提取技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学测绘学院, 2009.

[22] 朱萍萍, 杨艳飞, 许捍卫. 基于 LIDAR 数据的建筑物提取和三维重建的研究进展[J]. 现代测绘, 2007, 30(4): 8-10.

[23] 贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.

[24] 赖旭东. 机载激光雷达基础原理与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.