



第3章 三维激光扫描技术



3.1 三维激光扫描技术简介

地面三维激光测量技术

□ 主流设备



Leica HDS



RIEGL USA



Trimble



ZEISS



Optech



i-site



CALLIDUS



FARO

各类商用点云处理软件



HDS

Leica

3D Monoplotting



Phidias (Microstation plugin)
www.phocad.de

3D Mesh Processing



QT Sculptor (stand alone)
www.polygon-technology.de



Polyworks



Geomagic




Rapidform



三维激光扫描技术定义

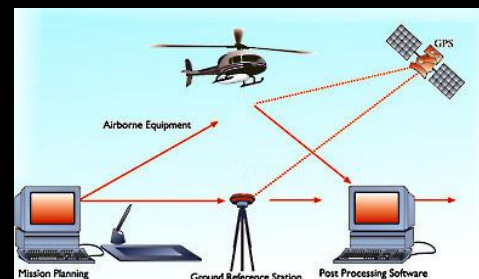
三维激光扫描技术是用三维激光扫描仪获取目标物表面各点的空间坐标，然后由获取的测量数据构造出目标物的三维模型的一种全自动测量技术。



三维激光扫描仪分类

- 按测量平台可分为
 - 地面固定型
 - 车载型
 - 手持型
 - 机载型
- 按测量的扫描距离可分为
 - 短距离型
 - 中距离型
 - 长距离型
- 按测距原理可分为
 - 三角法
 - 脉冲式
 - 相位式
 - 脉冲—相位式

不同测程的激光扫描仪



空间尺度

Range: XX km

Accuracy: cm

大尺度

Range: XX m – XX km

Accuracy: cm

中尺度

Range: XX cm – XX m

Accuracy: mm

小尺度

Range: XX mm – XX m

Accuracy: μm

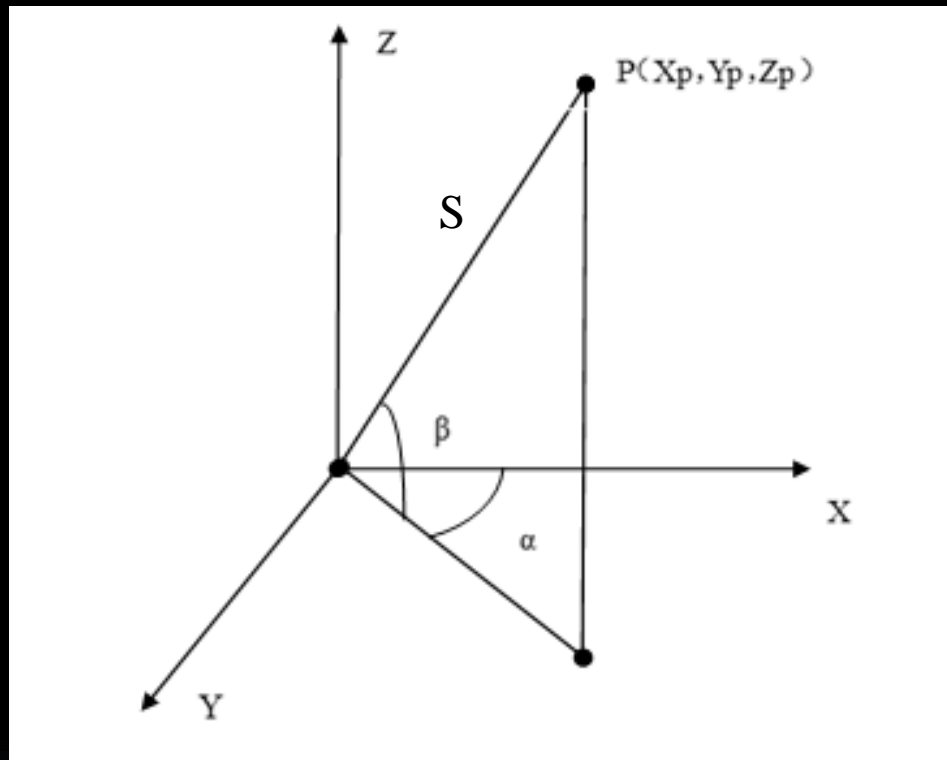


三维激光扫描仪特点

- 快速高精度地将三维现实空间数字化，并存进数据库；
- 快速扑获大量三维数字化信息，如三维坐标，几何形体及三维影像信息；
- 对现实空间物体及性状做实时监控；
- 对三维现实信息做精确快速处理、分析；
- 由原来的单点测量变为面式、体式测量；
- 由原来的影像信息与方位信息分离，转变为多源信息的复合获取；
- 由原来传统的二维平面设计转变为三维可视化设计。

3.2 三维激光扫描仪数据获取原理

- 三维激光扫描仪通过扫描目标物来获得目标物的属性数据，该数据以点的形式保存，并因其数据量庞大而称为点云数据（point cloud），即角度数据、灰度数据和距离数据，然后运用该数据重构目标物的三维模型。
- 一台高速激光测距仪和一组指引激光并以匀称角速度扫描的反射棱镜是三维激光扫描仪主要组成部分。测距时激光由激光测距仪自动射出，且同步接受目标物表层反射信号。逐一测量出测站到各扫描点P的斜距能够获得扫描仪与扫描点的间距S，联合扫描的水平方向角 α 和垂直方向角 β 可得测站和每一扫描点空间相对坐标，假定已得测站三维坐标可得每一扫描点的空间位置。



$$X_p = S \cos \beta \cos \alpha$$

$$Y_p = S \cos \beta \sin \alpha$$

$$Z_p = S \sin \beta$$

3.3 点云数据结构

- 点云数据的每个点包含点三维坐标、深度、色彩（R，G，B）或物体反射面强度（Intensity）等。不同的生产厂家保存的数据格式一般是自己定义的，仪器相配的后处理软件具有这些格式的读写控件，也配备了自定义格式转换为常用格式的工具。


- 最常见的为ASCII格式，它包括PTX、XYZ、PTS、TXT等格式。ASCII格式一般分为两部分，前部分是文件头，用来表明文件的辅助信息；后一部分用来记录点的三维坐标和反射率等数据。ASCII格式的数据结构简单、易读写，且大多数软件都支持该种格式。但它占用空间较大，存储处理困难。

TXT格式点云数据

cloud points.txt - 记事本									
文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V) 帮助(H)									
-86.639119	34.784558	239.936978	162	151	134	0.299618	-0.239684	0.923461	
-86.639262	34.784565	240.282646	139	138	137	0.440474	-0.236507	0.866053	
-86.639262	34.784565	240.282646	139	138	137	0.440474	-0.236507	0.866053	
-86.639303	34.784568	240.119701	127	126	126	0.474242	-0.234995	0.848453	
-86.638485	34.784517	245.762735	58	59	62	-0.453107	-0.186727	0.871681	
-86.639125	34.784558	240.112556	135	132	125	0.306769	-0.240544	0.920886	
-86.639240	34.784565	240.212064	125	124	126	0.420406	-0.238094	0.875540	
-86.639240	34.784565	240.212064	125	124	126	0.420406	-0.238094	0.875540	
-86.639283	34.784568	240.083009	129	125	119	0.457317	-0.236502	0.857279	
-86.639283	34.784568	240.083009	129	125	119	0.457317	-0.236502	0.857279	
-86.639295	34.784569	240.246719	123	120	114	0.468534	-0.236527	0.851194	
-86.638578	34.784519	245.687379	98	95	94	-0.124160	-0.200526	0.971789	
-86.638611	34.784521	245.449351	62	64	69	-0.319759	-0.203984	0.925281	
-86.638859	34.784529	245.810072	67	68	72	-0.005348	-0.227730	0.973710	

- 常见的点云数据格式还有二进制的OBJ文件。文件头为前四行，分别表示了文件的创建时间、文件名等记录信息；第五行为“g”，表明开始记录点的信息；第六行开始，每行都是“v”为开端，后面跟着点的三维坐标，每行代表一点，且编码按序为1,2,3,.....；当所有点的坐标记录完成后，则开始记录面片信息，每行以“f”开头记录一个面片，“f”后面的3个或4个整数是三角面片或四角面片每个顶点在序列中的编号。每个四边形在绘制的时候可以分割为两个三角面片进行处理。OBJ格式文件既可存储离散点信息，也能记录线、多边形和曲面数据。它所存储的地形体信息和拓扑关系信息使数据便于显示和建模。

OBJ格式点云数据

 cloud points.obj - 记事本
文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V)
v -0.59 0.83 0
v 2.63 1.18 0
v 2.85 -2.04 0
v -1.93 -2.87 0
f 1 2 3 4

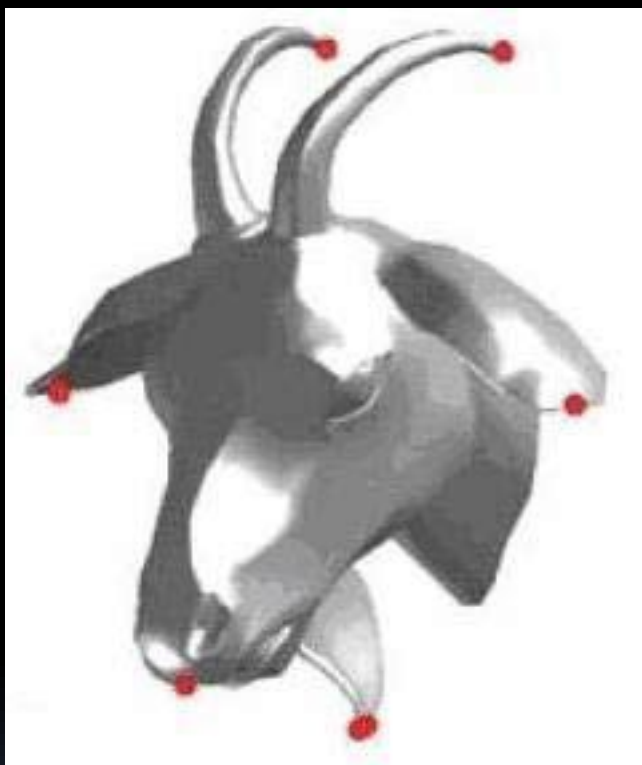
- **PTC也是二进制格式的**点云数据，大部分仪器可以直接输出这种数据格式文件。目标对象的三维坐标信息和点云数据对应的高分辨率图像像素信息等可以存储其中。**PTC格式比ASCII格式存储数据更加简洁方便，因此它在CAD应用中具有较高的处理效率。但是由于PTC格式数据导出时要收集所有扫描点再开始写入文件，因此这种格式对内存需求较大。**

- 鉴于目前三维激光扫描仪的数据格式类别浩繁，且不同厂家之间自定义的数据互不兼容，因此严重影响了数据共享和数据转换。而转换成常用格式也会存在多方面局限性，如结构复杂、空间需求大、信息不完善等，进而数据的处理、三维模型的显示也受到了一定的影响。

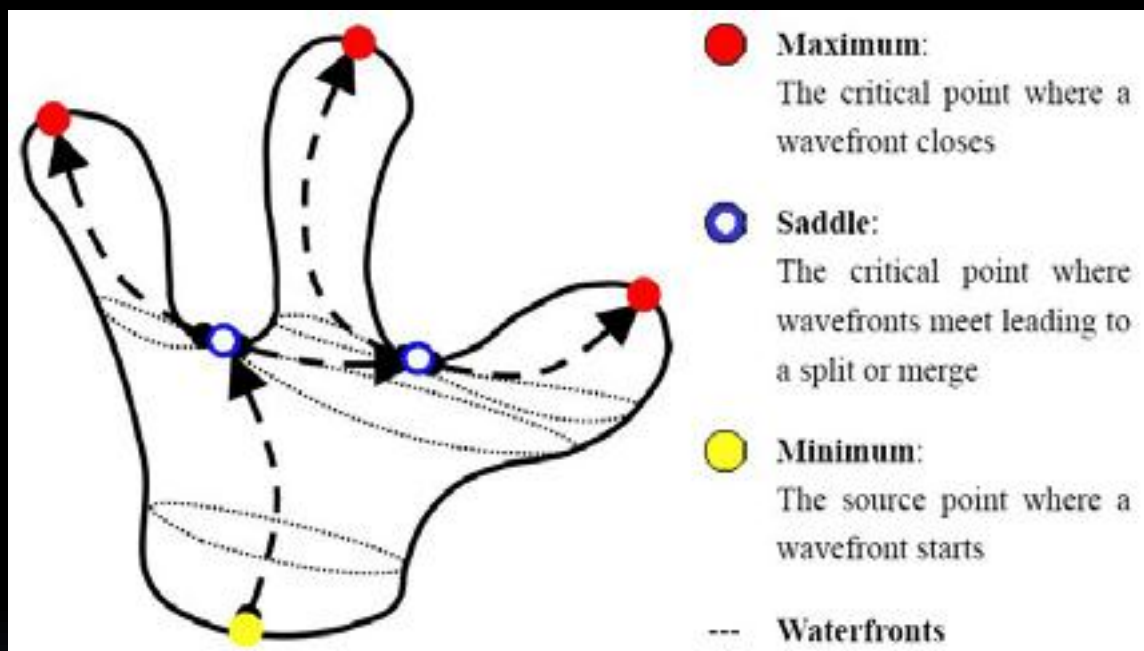
3.4 点云数据特征

- 点云数据是对目标物体表面的几何描述。
- 根据测量传感器的类别，点云的空间阵列式样分为：散乱点云、阵列式点云、线或面排列点云和多边形点云等。
 - 点与点之间拓扑关系未知为散乱点云；
 - 行列整齐且已知点与点之间全部拓扑关系为阵列式点云；按线或面排列且空间拓扑关系只知道排列整齐部分为半散乱点云；
 - 排列虽不整齐但可确定点与点之间空间拓扑关系为多边形点云。

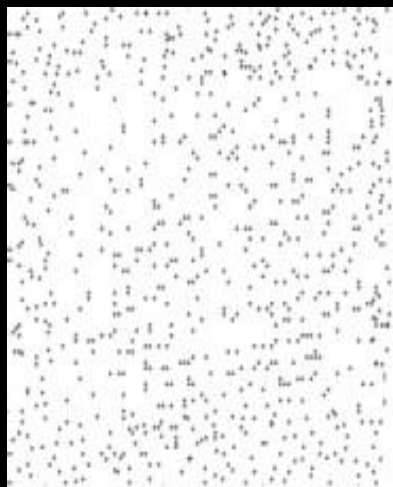
- 拓扑是指形状本身的结构（特征和部分—整体分解等）或者各种几何实体在空间的关联。
- 三维点云的拓扑特征主要有突出特征点（**prominent feature points**）、临界点（**critical points**）、拓扑环、骨架等。



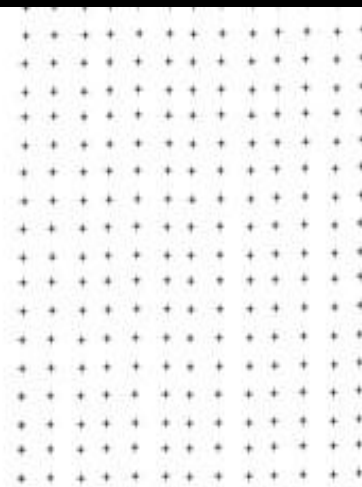
突出特征点



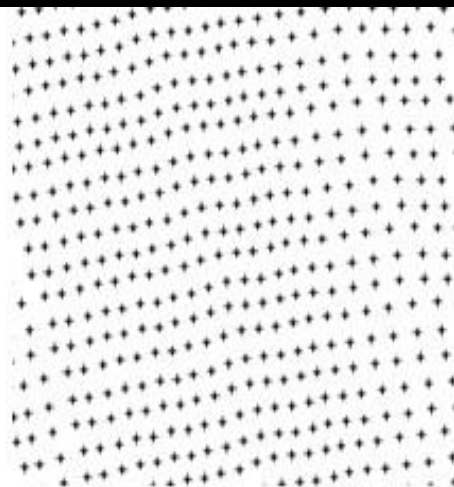
临界点与拓扑环



(a) 散乱点云





(b) 阵列式点云



(c) 线扫描点云



(d) 多边形点云

- 
- 虽然点云数据的数据量大、密度高，数据处理麻烦，但是由于带有色彩信息和反射强度信息，不同属性的物体部分可以进行归并，三维模型的构建方便了很多。
- 

3.5 点云数据三维模型构建算法

- 数据获取 (Data Acquisition)
- 数据配准 (Data Registration)
- 噪声处理与网格建立 (Noise Processing and Grid Establishment)
- 数据缩减 (Data Reduction)
- 数据分割 (Data Segmentation)
- 曲面拟合 (Surface Fitting)
- 三维模型构建 (3D Modeling)

3.5.1 数据配准

- 物体的三维空间特征是自然界物体的特性。三维激光扫描仪在扫描目标物体时不可能在一个测站就将物体的全部三维信息采集到，要想尽可能完整地采集到目标物的三位点云数据需要进行多次测站扫描并得到若干组点云数据，而由于每次架设仪器时三维激光扫描仪都会单独建立一个独立的坐标系，因此要构建目标物的三维模型就需要对不同坐标系的点云数据转换到统一的坐标系下，这就是点云拼接，也即是数据配准。

- 数据配准的**实质**就是两个坐标系之间的转换，它的原理类似于数据的映射，即找两个点云数据集之间的**对应关系**。
- 点云数据拼接方法不同则分类的标准不同：**根据搜索特征空间的不同**而进行的全局拼接和局部拼接方法，**根据采用的基元不同**进行的基于特征的拼接和无特征拼接，**根据配准精度不同**的粗配准和精配准。

- 当三维激光扫描仪对目标物的同一部位进行了两次重复扫描后，会获得两个不同坐标系的点云数据。这两个坐标系分别设为A和B，其中A坐标系中三维点 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ ，B坐标系中三维点 $P'_j(x'_j, y'_j, z'_j)$ 。
- 配准的实质：

$$P'_j = f(P_i)$$

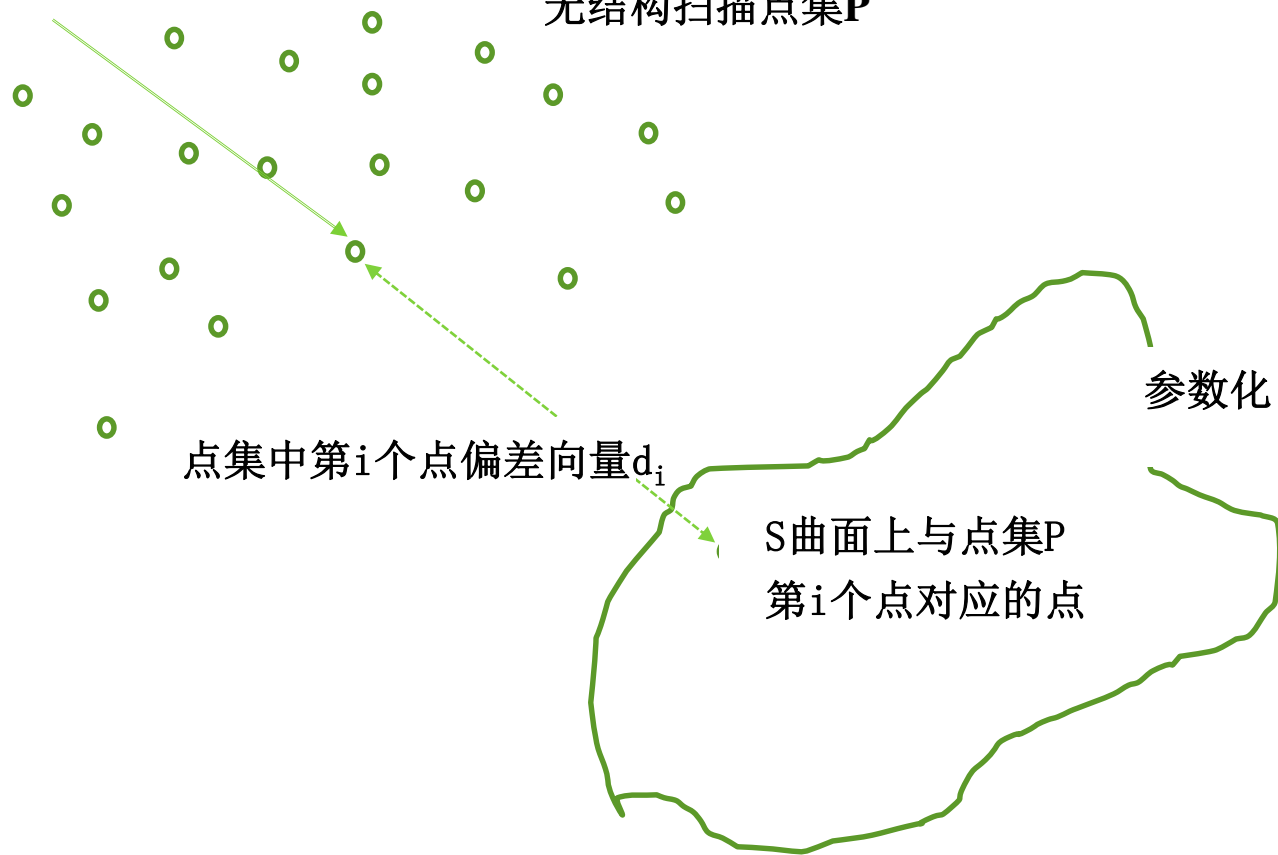
点集中第 i 个点

无结构扫描点集 P

参数化曲面 $S(u, v)$

点集中第 i 个点偏差向量 d_i

S 曲面上与点集 P
第 i 个点对应的点



点集对点集配准方法

- 四元数配准算法

点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m; p_i \in R_3\}$

曲面 $S = S(u, v)$, 其中 $u \in R, v \in R$

四元数配准方法的目标函数为:

$$f = \sum_{i=1}^m \|d_i\|^2 = \sum_{i=1}^m (d_i^T \cdot d_i)$$

点集中点的数据与花费的计算时间成正比。

■ 六参数配准算法

在三维空间旋转系 $\mathbf{o-xyz}$ 通过依次绕自己的三个坐标轴转动后，把旋转系原点平移到参考系 $\mathbf{O-XYZ}$ 原点即是数据点的空间旋转。因此，数据点的坐标转换可以建立大转角六独立参数模型：

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}_j = R(\alpha, \beta, \gamma) \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}_i + \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix}$$

实现两幅三维点云景象图的合并，其重要之处为准确计算出式中六个参数(x_0 、 y_0 、 z_0 、 α 、 β 、 γ)。

通过误差方程式和约束条件解算出转换模型中的参数。

相同点集数据四元数配准算法与六参数配准算法计算结果对比

旋转矩阵的方向余弦	四元数配准算法	六参数配准算法
a_{11}	0.76462121681770	0.7646223649
a_{12}	-0.62918149849248	-0.6291236530
a_{13}	0.13985898228857	0.1398602225
a_{21}	0.62851371644079	0.6285139661
a_{22}	0.77591347547682	0.7759138619
a_{23}	0.05411826696473	0.0541182544
a_{31}	-0.14256543423284	-0.1425653875
a_{32}	0.04652331359718	0.0465232140
a_{33}	0.98869139687465	0.9886917532

- 从上表可以看出，两种算法得到的旋转矩阵差异较小，其差异与六参数配准算法中设置的容差和迭代条件有一定的关系。而从推导和计算过程来看，四元数配准算法是一种非迭代的周谨的数学算法，解算结果精准并且适用于有庞大点云数据的配准计算，但难以在数据配准中应用约束条件；六参数配准算法是非周密的数据算法，计算结果会有部分相差，在正当选取容差及迭代条件时，会获得准确结果，另外，六参数配准算法可以通过增加配准数据的约束条件来进行解算。

多幅影像数据的整体配准方法

缘于激光扫描数据存在误差，不同配准方法也存在不同的误差，因此多幅扫描图像数据在逐个配准时会产生误差积聚进而出现较大误差，运用多幅图像数据的整体配准方法 **MVS(Multi-View Simultaneous Registration)** 能够管控误差积累。

设在目标物表面数据采集中，进行了n站激光扫描并得到了在n个不同坐标系($O_n - X_n Y_n Z_n$)中的多幅影像数据，其中第i个坐标系($O_i - X_i Y_i Z_i$)中的扫描数据 P_k 可表示为(${}_i x_k, {}_i y_k, {}_i z_k$)，下标i表示点所在坐标系编号，下标k表示点号。

根据第*i*个坐标系中的点 \mathbf{P}_k 和第*m*($i \neq m$)个坐标系中的点 \mathbf{P}_m 重合关系可建立误差方程组:

$$V_{k-j} = B_{k-j} \hat{x} - L_{k-j}$$

根据正交矩阵的特性, 一个旋转矩阵应具有六个参数约束条件。*n*个激光扫描点云联合配准则具有*n* - 1个旋转矩阵, 因此共有6(*n* - 1)个参数约束条件, 则约束条件为:

$$C_M \hat{x} - W_M = 0$$

组成数学模型：

$$\begin{cases} V_{k-j} = B_{k-j}\hat{x} - L_{k-j} \\ C_M\hat{x} - W_M = 0 \end{cases}$$

在MVS配准方法中，如果考虑点线面的几何特征约束条件，还可以加入点线面特征线性不等约束条件，则数学模型为：

$$\begin{cases} V_{k-j} = B_{k-j}\hat{x} - L_{k-j} \\ C_M\hat{x} - W_M = 0 \\ |\Delta F \cdot \hat{x} - f| \leq \tau \end{cases}$$

3.5.2 噪声处理与网格建立

- 由于三维激光数据总是存在着一定的误差，因此对点云数据进行去噪处理是保证后期建模精度的必要步骤，处理之后再建立模型可以有效提高模型精度。如果点云数据不进行去噪和平滑处理，构建而成的三维模型可能与实际的目标物相差甚远而不能达到建立模型的目的，也不利于对模型进行后期应用。
- 三角格网的建立是数据分析的核心，它是点云数据处理的基础，在点云数据处理中具有重要地位。建立三角网格即为建立散乱点云数据之间的三角形结构关系。

点云数据的去噪与平滑

- 针对点云数据去噪的工作主要有对孔洞的修补填充、探寻孤立点并删除、消除噪声和数据偏差纠正等。去噪的方式按照点云阵列方式分为有序点云去噪和散乱点云去噪，按照点云数据的特点而采用不同去噪方法。

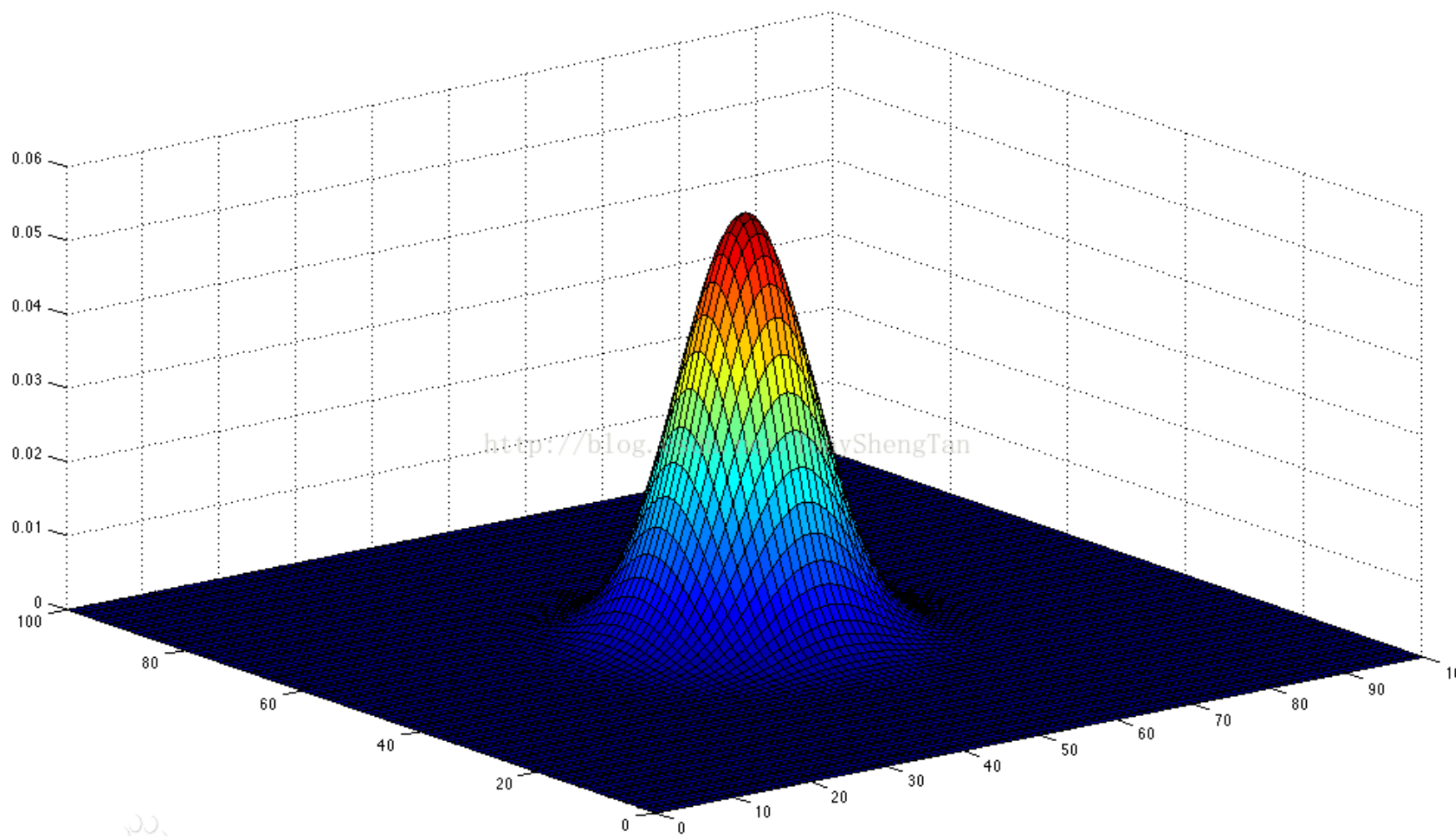
(1) 有序点云去噪

- 有序点云的去噪通常是按照扫描线分行来处理，逐行采用合理的滤波方式进行平滑滤波是最常用的方法。使用最多的方法为中值滤波、均值滤波和高斯滤波。
- 中值滤波是把每个像素点的灰度值配置为该点某邻域窗口内全部像素点灰度值的中值来去噪、对数据毛刺消除有优良作用的非线性平滑技术。

- **均值滤波**的方法为给图像上目标一个模板，其涵盖四周相邻像素，然后用其中所有像素均值替换初始像素值。这种方法效果虽可以，但由于在去噪时破坏了图像的细节图像变得含混不清，则不能较好去除噪声点也不能维持原数据的特征。

- **高斯滤波**方法用于消除定义域内高频信息。
- **高斯滤波**是一种线性平滑滤波，适用于消除高斯噪声，广泛应用于图像处理的减噪过程。通俗的讲，高斯滤波就是对整幅图像进行加权平均的过程，每一个像素点的值，都由其本身和邻域内的其他像素值经过加权平均后得到。高斯滤波的具体操作是：用一个模板（或称卷积、掩模、窗口）扫描图像中的每一个像素，用模板确定的邻域内像素的加权平均灰度值去替代模板中心像素点的值。
- 高斯滤波缘于高斯滤波在定义域内的权重是高斯分布（即，正态分布），均匀效果小，因而在滤波时可保存原数据的细节特点。

高斯分布



(2) 散乱点云去噪

- 缘于散乱点云的拓扑关系未知，因而其噪声处理是一技术难题，目前还未找到简洁快速的处理方法。对于散乱点云去噪，要先生成三角格网，使点与点间存在拓扑关系，再在三角化剖分域中建立数据点的邻域，解算邻域中其它点和这点的方差，比较每点方差与阈值大小以祛除噪声点。

■ 基于自适应模糊C-均值的双边滤波去噪

- 高频信息构成了点云数据大部分噪声，因此可以通过低通滤波器来实现去噪。但高频信息也可能是尖利特征点，因而如何实现平稳去噪且保留对象特征是基于自适应模糊C-均值的双边滤波去噪的中心思想。**该方法核心**为把点云数据分为大尺度和小尺度两块，大尺度用模糊C-均值聚类法去除，小尺度用双边滤波迭代点云数据去噪法去除，既基本保留了点云数据尖利特征点又去除了噪声。
- 双边滤波（Bilateral filter）是一种非线性的滤波方法，是结合图像的空间邻近度和像素值相似度的一种折中处理，同时考虑空域信息和灰度相似性，达到保边去噪的目的。

■ 拉普拉斯滤波

- 拉普拉斯（Laplace）算法的**基本原理**是对每个数据运用拉普拉斯算子从而使整个曲面变得光滑。拉普拉斯滤波经过屡次迭代把目前点转移到其邻域的几何重心位置，即通过扩散噪声能量到局部邻域中其它点以完成滤波。由于它是**各向同性滤波方法**，分散不均的点云的邻域重心基本不与其邻域结构中心相重，因此该点向点云稠密地偏移而离开原本地点，迭代次数越多点云模型歪曲变形越严重。

■ 栅格网-拟合平面法

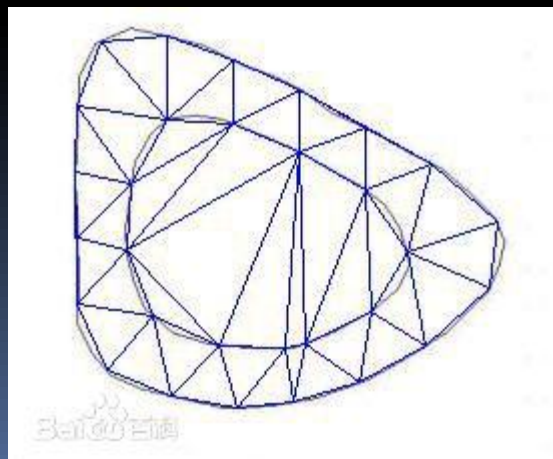
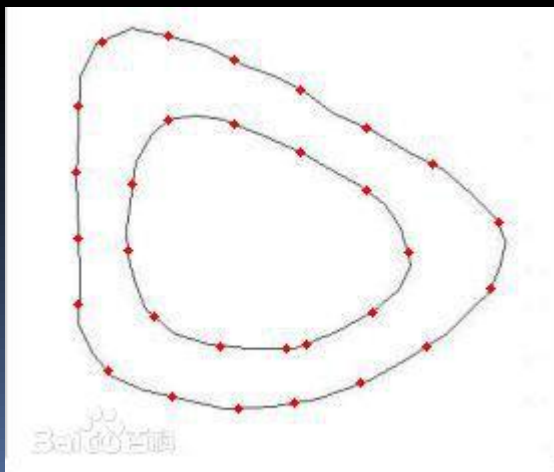
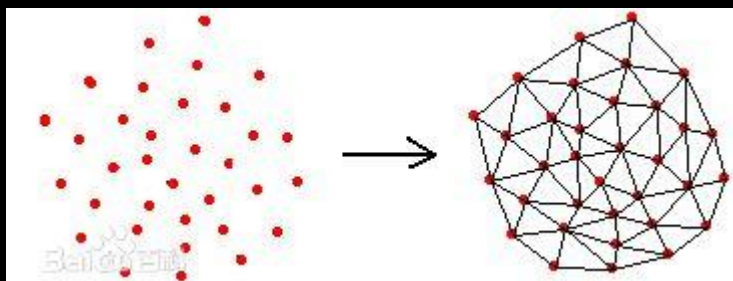
- 栅格网-拟合平面法的核心为把空间分割成细小网格，然后在每个小网格中进行数据拟合来产生一个最近似真实的平面，最后按照点到平面的间距完成噪声去除。缘于点云数据具有大振幅噪声的低采样密度特性，因而用最佳逼近多面体在小栅格的局部范围内过滤时，除开极少数数据点，在邻域内的点云数据的大振幅噪点几乎所有都被消除，能够获得良好过滤成效。最后通过邻域内的散乱点到最佳逼近平面的间距与阈值的比较来推断此点是否是噪声点及应该被祛除与否。

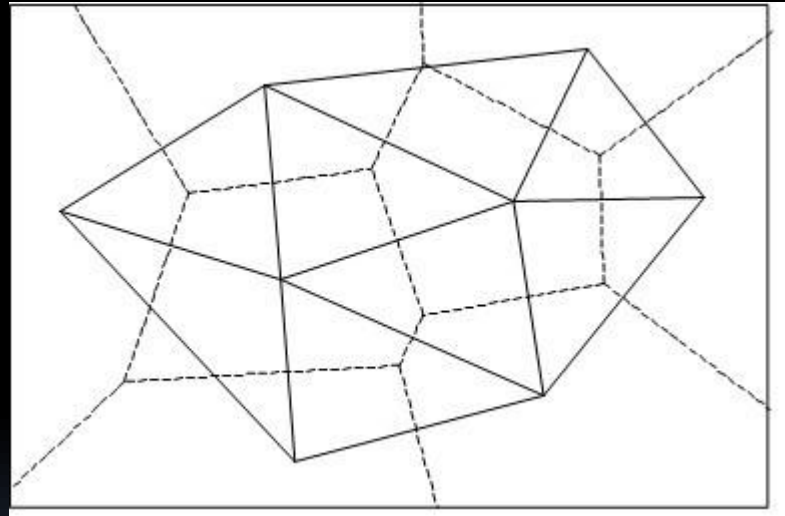
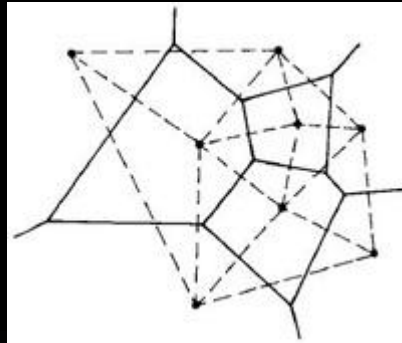
三角格网的建立

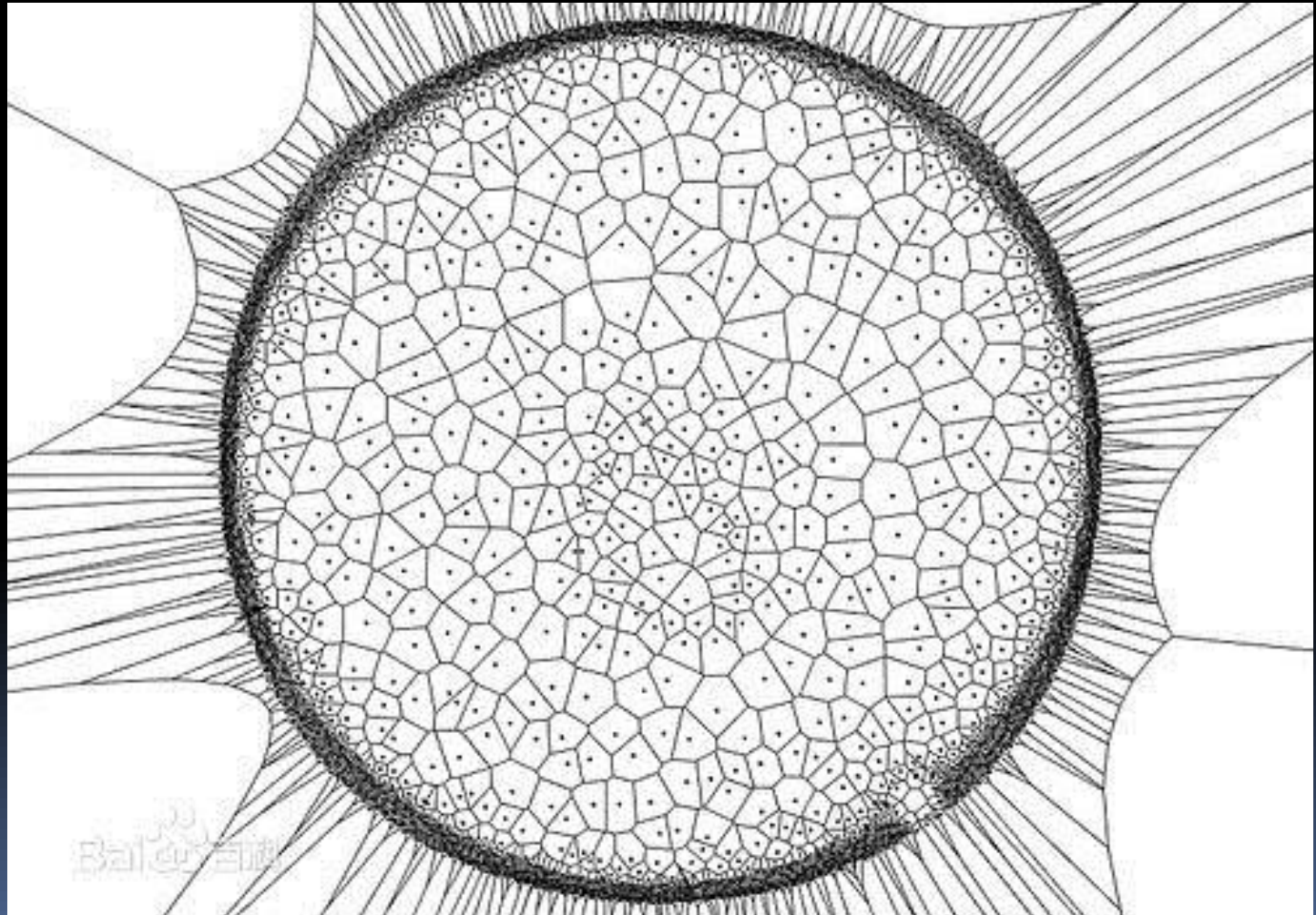
- 三角格网的建立是数据分析的核心，它是点云数据处理的基础，在点云数据处理具有重要地位。建立三角网格即为建立散乱点云数据之间的三角形结构关系。

(1) 基于四面体剖分的三角格网建立方法

■ Delaunay三角剖分







- **Delaunay三角剖分算法的根本思想是：**对点云数据在三维空间中作四面体网格Delaunay剖分，得到一个含有所有点云数据的凸包，如果得到的凸包内没有数据点，则凸包面上的三角格网成为曲面上的数据点的三角格网；如果凸包内存在扫描数据点，则从凸包面开始删除部分四面体以保证四面体网格边界所形成的三角格网就是点云数据的三角格网。

- **Delaunay三角剖分算法的步骤为：**
 - (1) 对扫描点云数据按X坐标进行排序；
 - (2) 在三维空间内对点云数据作四面体剖分，获得Delaunay四面体网格；
 - (3) 在四面体内的点生成边界后删除部分边界四面体，使得四面体格网的内点成为边界上的点。

(2) 基于平面的三角格网建立方法

- 基于平面建立格网主要是将点云数据投影到平面上并在平面上建立Delaunay三角格网。当存在使散乱点云与二维投影点一一对应的平面时，将点云一一对应地投影成二维平面点，并在平面上建立Delaunay三角格网，再将平面上的三角格网关系映射成三维空间点云间的关系。当不存在那样的平面时，用分割截面将散乱点分割成若干区域并将其投影到不同平面上，再在各个面建立Delaunay三角格网且将其映射到三维空间，再归并优化处理分割截面两边的三角形。

■ 算法步骤为:

- (1) 将平面凸区域内的散乱数据点按字典顺序排列并建立顶点表;
- (2) 取顶点表中的前 j 个顶点构造初始Delaunay三角格网 T_j , j 为保证节点不共线的最小整数;
- (3) 创立各顶点的邻接关系且按照逆时针方向创建边界环;
- (4) 从顶点表中取 $T_{(k-1)}$ 外一点 p_k , 在边界上搜索顶点 p_1 和 p_2 , 使按逆时针方向从 p_1 到 p_2 的所有边界边从 p_k 处都是可见的, 且此外不再有从 p_k 处可见的边界边;
- (5) 将 p_k 与 p_1 、 p_2 及从 p_1 到 p_2 按逆时针方向写入邻接链表中, 并改正边界环和内节点的邻接链表。

3.5.3 数据缩减

- 数据缩减不同于数据去噪。对高度密集点云数据运用剪裁方式来完成点云数据量的减少是数据缩减的核心，能够大大提升之后点云数据的处理速率。

直接缩减

- 在数据处理容差容许情状下，通过预设数据重采样间隔可对点云数据使用直接缩减方法。
- 为了确认包括所有点的最小长方体大小，对点云数据 $p(p_i \in P)$ 搜索 P 中所有点三维方向的最大最小值则得到点云数据三维边框的八个坐标点。确认涵盖一切点的最小长方体 x 、 y 、 z 方向边实现划割为 $m \times n \times l$ 个细小基本长方体单元格。以在每个基本长方体中留存一个数据点为准则缩减每个基本长方体单元格内的数据点，为使缩减后的数据点在空间中尽可能平均，这一点为基本长方体里的所有数据点到基本长方体几何中心最短间隔的点。

3.5.4 曲面拟合

- 曲面拟合是指计算出扫描点云或分割后点云子集所归**表面类别的数学形式**，它的品质直接影响模型构建品质。

（数据分割是将数据点分列到不同点云子集中，它们分别表示不同类曲面。）

平面拟合

- 三维空间的平面一般形式为：

$$ax + by + cz + d = 0$$

- 平面拟合根据一组数据点创建点到平面间距的误差方程：

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}$$

- 平面拟合的目标函数为：

$$\sum_{i=1}^n d_i^2 = \min$$

计算出拟合面的参数。

二次曲面拟合

- 三维空间的二次曲面一般公式形式为：
$$ax^2 + by^2 + cz^2 + dxy + exz + fyz + gx + hy + kz + 1 = 0$$
- 二次曲面拟合是依据一组三维激光扫描数据点建立各个点的误差方程式：

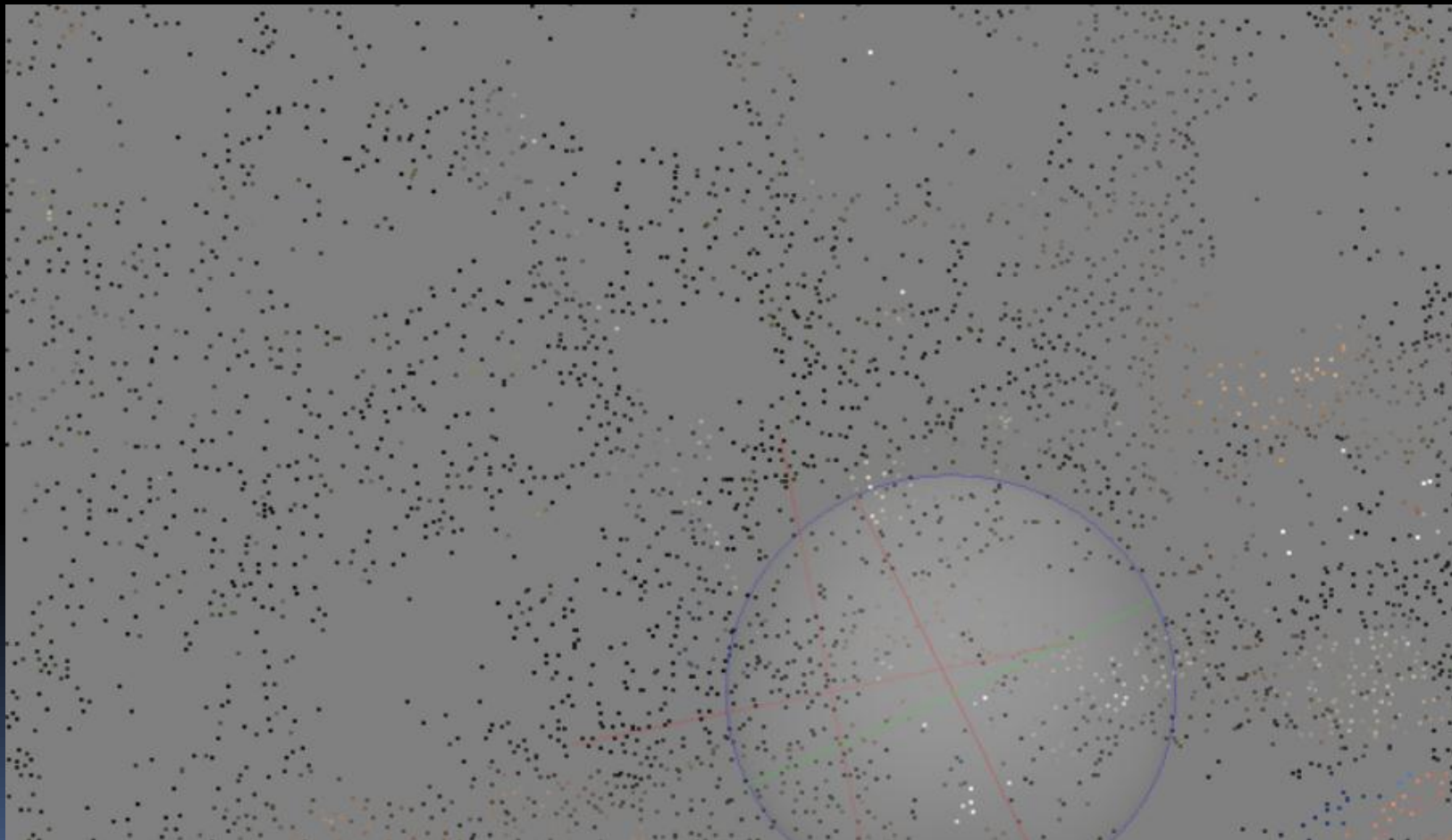
$$v_i = ax_i^2 + by_i^2 + cz_i^2 + dx_iy_i + ex_iz_i + fyz_i + gx_i + hy_i + kz_i + 1$$

- 创建误差方程组：

$$V = AX - f$$

得到二次曲面的参数。

3.5.5 三维模型构建示例



LAS格式点云数据

自定义坐标系point cloud.txt - 记事本

文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V) 帮助(H)

```
-22.560946 32.758187 239.936854 162 151 134 0.299615 -0.239680 0.923463
-35.688627 33.634975 240.282457 139 138 137 0.440468 -0.236504 0.866056
-35.688627 33.634975 240.282457 139 138 137 0.440468 -0.236504 0.866056
-39.399790 33.956972 240.119489 127 126 126 0.474236 -0.234993 0.848457
35.401764 28.224879 245.762574 58 59 62 -0.453101 -0.186725 0.871684
-23.128920 32.832285 240.112429 135 132 125 0.306765 -0.240540 0.920889
-33.678309 33.573089 240.211886 125 124 126 0.420401 -0.238091 0.875543
-33.678309 33.573089 240.211886 125 124 126 0.420401 -0.238091 0.875543
-37.581945 33.889468 240.082808 129 125 119 0.457311 -0.236499 0.857283
-37.581945 33.889468 240.082808 129 125 119 0.457311 -0.236499 0.857283
-38.716938 33.987772 240.246511 123 120 114 0.468528 -0.236524 0.851198
26.918077 28.523332 245.687258 98 95 94 -0.124156 -0.200522 0.971790
23.938193 28.717774 245.449241 62 64 69 -0.319755 -0.203981 0.925283
1.242516 29.540464 245.810003 67 68 72 -0.005348 -0.227725 0.973711
-10.542865 31.553766 241.582868 72 66 63 0.155104 -0.238206 0.958750
-13.414774 32.047751 240.584022 56 55 54 0.190057 -0.239826 0.952030
-1.304369 29.921610 245.369473 84 84 87 0.031762 -0.231447 0.972329
-27.498868 33.310499 240.068853 173 167 154 0.355325 -0.241722 0.902948
-36.072572 33.891428 240.228224 136 133 128 0.443610 -0.238792 0.863822
-36.540167 33.904180 240.268458 131 128 125 0.448272 -0.238442 0.861509
9.701443 29.277673 245.791447 62 61 63 -0.128458 -0.222181 0.966506
9.701443 29.277673 245.791447 62 61 63 -0.128458 -0.222181 0.966506
5.771968 29.441130 245.888630 67 69 73 -0.071722 -0.226023 0.971478
87.911924 24.984816 240.878558 117 115 107 0.461065 0.888725 0.854640
```

三维激光扫描仪获取的点云数据

cloud points.txt - 记事本

文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V) 帮助(H)

-86.639119	34.784558	239.936978	162	151	134	0.299618	-0.239684	0.923461
-86.639262	34.784565	240.282646	139	138	137	0.440474	-0.236507	0.866053
-86.639262	34.784565	240.282646	139	138	137	0.440474	-0.236507	0.866053
-86.639303	34.784568	240.119701	127	126	126	0.474242	-0.234995	0.848453
-86.638485	34.784517	245.762735	58	59	62	-0.453107	-0.186727	0.871681
-86.639125	34.784558	240.112556	135	132	125	0.306769	-0.240544	0.920886
-86.639240	34.784565	240.212064	125	124	126	0.420406	-0.238094	0.875540
-86.639240	34.784565	240.212064	125	124	126	0.420406	-0.238094	0.875540
-86.639283	34.784568	240.083009	129	125	119	0.457317	-0.236502	0.857279
-86.639283	34.784568	240.083009	129	125	119	0.457317	-0.236502	0.857279
-86.639295	34.784569	240.246719	123	120	114	0.468534	-0.236527	0.851194
-86.638578	34.784519	245.687379	98	95	94	-0.124160	-0.200526	0.971789
-86.638611	34.784521	245.449351	62	64	69	-0.319759	-0.203984	0.925281
-86.638859	34.784529	245.810072	67	68	72	-0.005348	-0.227730	0.973710
-86.638987	34.784547	241.582955	72	66	63	0.155106	-0.238210	0.958748
-86.639019	34.784551	240.584117	56	55	54	0.190059	-0.239831	0.952029
-86.638886	34.784532	245.369543	84	84	87	0.031762	-0.231452	0.972328
-86.639173	34.784563	240.069000	173	167	154	0.355330	-0.241725	0.902945
-86.639266	34.784568	240.228416	136	133	128	0.443616	-0.238795	0.863818
-86.639271	34.784568	240.268652	131	128	125	0.448278	-0.238445	0.861505

配准后的点云数据

- 第一张图中前两列的数据有明显差别，这是由于三维激光扫描仪在扫描数据时形成了多个自建坐标系，而后一张图所显示的数据为根据目标物所在地的地理坐标（WGS84 / UTM zone 16N）而进行配准后的数据。

- 在对点云数据的噪声处理和格网建立时，先分别使用双边滤波去噪和拉普拉斯去噪方法，然后再对双边滤波去噪的结果利用平面建立Delaunay三角形的方法生成三角格网。
- 再运用数据缩减方法对上述结果进行数据缩减。

直接缩减cloud points .txt - 记事本

文件(F) 编辑(E) 格式(O) 查看(V) 帮助(H)

-86.637968	34.784169	241.755986	114	110	107	-0.169039	-0.283067	0.944086
-86.638462	34.784103	242.256387	139	139	144	0.406357	-0.179223	0.895965
-86.638431	34.784119	243.208648	64	64	66	0.379237	-0.204947	0.902317
-86.638302	34.783813	243.347020	134	128	122	0.237916	0.238682	0.941502
-86.638032	34.783801	243.151680	127	124	120	-0.095221	0.260785	0.960690
-86.638083	34.783808	243.185471	128	123	119	-0.031830	0.252574	0.967054
-86.638018	34.783807	243.418912	138	134	130	-0.113428	0.252146	0.961019
-86.638450	34.783846	242.837774	113	106	99	0.398058	0.179538	0.899620
-86.637796	34.783807	247.256075	64	68	73	-0.382922	0.247598	0.889981
-86.638584	34.783862	242.300567	128	119	108	0.515512	0.146624	0.844244
-86.638418	34.783868	243.095566	116	111	104	0.369060	0.153038	0.916719
-86.638267	34.784134	242.719463	66	66	67	0.194590	-0.236846	0.951861
-86.637892	34.783839	245.010819	132	128	125	-0.271570	0.205041	0.940323
-86.638228	34.783873	243.228503	127	121	115	0.152329	0.154896	0.976116
-86.637855	34.783858	247.287857	69	69	68	-0.324874	0.180075	0.928455
-86.637936	34.783865	243.202244	137	138	135	-0.215887	0.165428	0.962303
-86.637849	34.783873	246.911257	71	72	74	-0.330998	0.155487	0.930733
-86.637773	34.783874	246.310223	59	64	67	-0.410257	0.147718	0.899927
-86.637958	34.783887	243.177325	120	115	111	-0.189414	0.133577	0.972769
-86.638179	34.783912	243.108275	137	133	130	0.091238	0.096661	0.991127
-86.637732	34.784040	243.078653	78	82	91	-0.437334	-0.092527	0.894527
-86.638212	34.784092	242.186536	56	56	57	0.130364	-0.177769	0.975399
-86.638034	34.783818	243.264924	135	130	126	-0.093480	0.237527	0.966872
-86.637859	34.783851	247.146214	60	60	60	-0.318765	0.189635	0.928670
-86.637990	34.783871	243.184461	140	138	133	-0.150361	0.158277	0.975879
-86.637731	34.784137	242.509639	57	59	63	-0.426190	-0.221542	0.877087
-86.638434	34.784124	243.310192	78	78	83	0.381513	-0.212473	0.899613
-86.638272	34.784126	242.718485	67	66	67	0.201369	-0.225321	0.953247
-86.637709	34.784079	242.499397	95	98	104	-0.452261	-0.143207	0.880313
-86.638340	34.784135	244.712099	69	69	69	0.285441	-0.239692	0.927939
-86.638332	34.784146	246.699322	68	68	68	0.282401	-0.261535	0.922957
-86.637933	34.784124	242.137923	122	118	115	-0.213833	-0.220722	0.951608
-86.637799	34.784119	242.263914	76	79	82	-0.361594	-0.204347	0.909666

直接缩减

- 
- 对缩减后的数据进行曲面拟合。
- 



曲面拟合构建的模型（区域增长法数据分割）



曲面拟合构建的模型（边界检测法数据分割）

- 从两幅图可以看出经区域增长法得到的三维模型颜色相对柔和，线条也相对平滑，而边界检测法得到的三维模型颜色较艳丽，边界也被锐化。对放大图像进行对比，可以看到前一张图更清楚并准确地显示出小车的形状，而后一张图中小车车顶和车窗并不完全结合，而是有稍许偏差，噪声点也明显更多。因此，数据分割也对三维模型的精度有一定影响。