

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315093

# 基于M估计算法的三维点云平面拟合方法研究\*

杨少舟<sup>1,2</sup> 龙东平<sup>1,2</sup> 陈继尧<sup>1,2</sup> 吴士旭<sup>3</sup> 徐先懂<sup>4</sup>(1. 湖南科技大学机电工程学院 湘潭 411201; 2. 难加工材料高效精密加工湖南省重点实验室 湘潭 411201;  
3. 长沙视浪科技有限公司 长沙 410006; 4. 韶关学院智能工程学院 韶关 512005)

**摘要:** 通过激光传感器获取的三维点云难免混入噪声和异常点,导致点云平面的拟合精度降低。为解决该问题,本文提出了一种结合M估计样本一致性(MSAC)算法和主成分分析(PCA)法拟合点云平面的方法。该方法首先通过MSAC算法去除点云数据中的异常点,获得较为理想的点云平面,然后使用PCA方法对保留的点云数据进行平面拟合,以获取更加精确的点云平面参数。使用电池托盘作为被测物,应用3D线激光轮廓传感器扫描被测物并将点云数据传输到计算机进行处理。通过设定的仿真数据和电池托盘点云数据进行实验,发现本文方法与随机采样一致性(RANSAC)结合PCA、最小平方中值(LMedS)结合PCA的方法相比,在耗时接近的情况下,能够显著降低异常点对点云平面拟合的影响,获得更精确的平面拟合参数。对两个部分的电池托盘点云滤波处理后进行平面拟合时,能够发现本文方法与其他两种方法相比,标准差分别降低了28.6%和22.5%、24.0%和29.0%,该方法具有较高的平面拟合精度和实用性。

**关键词:** 点云数据;异常点;平面拟合;M估计;主成分分析方法

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Research on three-dimensional point cloud plane fitting method based on M-estimation algorithm

Yang Shaozhou<sup>1,2</sup> Long Dongping<sup>1,2</sup> Chen Jiyao<sup>1,2</sup> Wu Shixu<sup>3</sup> Xu Xiandong<sup>4</sup>(1. School of Mechatronics Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;  
2. Hunan Provincial Key Laboratory of High Efficient and Precision Machining of Difficult-to-Process Material, Xiangtan 411201, China; 3. Changsha Shi-lang Technology Co., Ltd., Changsha 410006, China;  
4. College of Intelligent Engineering, Shaoguan University, Shaoguan 512005, China)

**Abstract:** The data of three-dimensional point cloud obtained by laser sensor scanning is inevitably mixed with noises and outliers, resulting in a decrease in the fitting accuracy of the point cloud plane. In order to solve this problem, this paper proposes a method that combines M-estimate Sample Consensus (MSAC) algorithm and principal component analysis (PCA) method to fit the point cloud plane. Firstly, via this method, the MSAC algorithm is used to remove the abnormal points for the point cloud data, and the ideal point cloud plane is obtained. Then, the PCA method is used to fit the retained point cloud data to obtain more accurate point cloud plane parameters. Using the battery tray as the test object, a 3D line laser profile sensor is used to scan the test object and transmit the point cloud data to a computer for processing. Through experiments with the simulation data and battery tray point cloud data, it is found that compared with the method of random sample consensus (RANSAC) combined with PCA and least square median (LMedS) combined with PCA, the proposed method can significantly reduce the influence of outliers on point cloud plane fitting and obtain more accurate plane fitting parameters when the time consumption is approaching. When plane fitting is performed on the two parts of the battery tray point cloud after filtering, it can be found that the standard deviation of the proposed method is reduced by 28.6% and 22.5%, 24.0% and 29.0%, respectively, compared with the other two methods. Thus, this method has strong plane fitting accuracy and practicability.

**Keywords:** point cloud data; abnormal points; plane fitting; M-estimation; principal component analysis method

## 0 引言

随着智能制造、三维重建和人工智能等技术的应用,通

过传统方法获取的空间三维数据难以满足实际需求。借助激光传感器能够迅速、大量且高精度地获取被测物体的三维坐标数据,从而得到组成被测零件点云的空间点数据集

收稿日期:2023-12-01

\* 基金项目:湘潭市科技计划项目(ZD-YB20211003)、韶关学院博士引进基金(440-9900064607)项目资助

合。三维点云在智能制造<sup>[1]</sup>、三维重建<sup>[2]</sup>和深度学习<sup>[3]</sup>等领域获得了推广与应用。

由于在智能制造和逆向工程等领域中使用激光扫描获取的三维点云数据中含有多个平面,这些平面通常作为定位平面或者装配面,结合面,其对平面度公差有一定的要求。

使用激光传感器获取点云数据,依次对点云进行下采样、噪声滤除等处理,获得所需几何特征,从而完成对被测物体的三维重建。在三维重建中,实现点云平面特征的提取、配准和拟合有着重要意义。因为被测对象的表面粗糙度、传感器本身测量误差<sup>[4]</sup>和运动过程中细微的震动的影响,进行激光扫描时,采集的点云会混入噪声,且在拟合点云平面的进程中有无法去除的异常点。点云平面的拟合精度和平面参数的估算容易被噪声和异常点干扰,因此,点云平面拟合过程中要尽量减少两者导致的消极影响。

经典的平面拟合方法主要有最小二乘(least square, LS)法和特征值法等,然而这些方法均无法消除异常点对平面拟合的影响,致使平面拟合精度低、鲁棒性差<sup>[5]</sup>。近些年,浮丹丹等<sup>[6]</sup>运用主成分分析(principal component analysis, PCA)法拟合点云平面,与LS法相比,能减少噪声的影响,拟合效果更好。童子良等<sup>[7]</sup>提出了将PCA法与随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法结合的方法,并将其用于点云平面拟合,该方法是首先用RANSAC算法去除待处理点云中的异常值和粗差点,将保存质量较好的点云数据用PCA方法对进行平面拟合;与LS法、特征值法相比,此方法可减少异常点和粗差对点云平面拟合的影响,得到更准确的拟合参数。张中岳等人提出了RANSAC-WTLS算法,在小数量级的点云数据拟合平面时,该算法与LS、TLS、WTLS算法在拟合精度和权中误差上分别有不同程度的提高和降低;但该算法仅适合在点云数量较小时使用<sup>[8]</sup>。RANSAC算法在拟合平面计算其参数时具备一定的稳健性,可以在含有噪声的点云中拟合出最佳平面,但RANSAC算法存在阈值敏感性问题<sup>[9-11]</sup>。王洋等<sup>[12]</sup>将最小平方中值(least median of squares, LMedS)算法和PCA方法相结合用于点云平面拟合,其中,LMedS算法与RANSAC算法相比,不仅可以有效拟合平面模型,且运行效率有所提升,具备较强的鲁棒性。当待拟合平面的点云中存在大量噪声时,RANSAC算法与LMedS算法均无法有效消除噪声对点云平面拟合精度和平面参数估算造成的消极影响。

为了提高点云平面的拟合精度,本文提出一种将M估计样本一致性(m-estimate sample consensus, MSAC)算法与PCA法结合的平面拟合方法,通过对仿真点云数据与采集的电池托盘数据进行平面拟合,该方法能够显著减少噪声点对点云平面拟合的影响,与其他三种方法相比,在耗时接近的情况下,进一步提升了平面拟合精度。

## 1 基于MSAC与PCA的点云平面拟合

### 1.1 MSAC算法原理

MSAC算法是一种鲁棒性较强的拟合算法,主要用于在含有噪声和异常值的数据集中估计模型参数。针对RANSAC算法在数据筛选时,存在阈值敏感性的问题,MSAC算法对误差设计进行了优化<sup>[13]</sup>。该方法应用线性回归中的代价函数<sup>[14]</sup>,以最小代价函数值估计采样点云的最佳近似值。将采样数据导出的线性回归方程定义为:

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x \quad (1)$$

式中: $h_{\theta}(x)$ 是假设方程, $\theta_0$ 是偏距, $\theta_1$ 是斜率, $x$ 表示抽样的数据。将式(1)看作是对采样数据的假设。如果有 $m$ 个数据点,那第一组数据的方程为 $h_{\theta}(x_1) = \theta_0 + \theta_1 x_1$ ,然后用误差平方和除以训练数据的个数 $m$ 。代价函数表示为<sup>[15]</sup>:

$$F = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x_i) - y_i)^2 \quad (2)$$

式中: $F$ 是代价函数,即均方误差, $m$ 为训练数据的个数, $h_{\theta}(x)$ 为假设方程,其中, $x$ 为训练数据, $y$ 为真实数据。

当嵌入器的阈值设置得太高时,RANSAC算法会出现模型参数估计失败的问题。Torr和Zisserman的研究表明,可以通过代价最小化的方法来解决该问题,从而产生一个新的代价函数,这个函数表示如下<sup>[15]</sup>:

$$f = \sum_i p(e_i^2) \quad (3)$$

式中: $f$ 为代价函数, $e$ 为误差函数,鲁棒误差项 $p$ 表示为:

$$p(e^2) = \begin{cases} e^2, & e^2 < T^2 \\ T^2, & e^2 \geq T^2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $T$ 是阈值。从式(3)和(4)中可以看出,异常点在拟合模型时被降低了权重,对离群点根据其与所述数据的拟合程度进行评估。设置 $d = 1.96\delta$ 时,仅有5%的情况会模型拟合失败。使用MSAC算法可以在耗时接近的情况下为模型拟合精度带来了较大的提升<sup>[15]</sup>。故MSAC算法相比于RANSAC算法,其能够更好地处理噪声和异常值。

MSAC算法与RANSAC算法类似将样本数据分为两种:1)内点,是切合模型的数据;2)外点,也称为异常点,是不切合模型的数据。

MSAC算法拟合平面模型的基本原理如下:

1)设样本点云数据集为 $\phi$ ,从中挑选一个切合平面模型要求的最小点云数量为 $s$ ( $s \geq 3$ )的最小样本集,通过非线性最小二乘法估算出最小样本集对应的平面参数,当作初始模型参数,运算 $\phi$ 中所有数据点与拟合平面的距离,距离小于设置的距离阈值 $d$ 的数据点视为平面内点,否则,视为外点并去掉,记录此时内点的数目。

2)重复上述流程,获取更多的内点与最佳平面参数。根据实际情况设置迭代次数 $t$ ,迭代结束后,获得的最佳平面参数即为最佳估计参数。

3)要求在一定的置信概率下,其中 $n$ 与得到至少一个

全是内点的子集概率为  $G(G > \epsilon)$  的关系式为:

$$G = 1 - [1 - (1 - \epsilon)^n]^t \quad (5)$$

其中,  $\epsilon$  是样本污染率。而迭代次数  $t$  表示为:

$$t = \frac{\lg(1 - G)}{\lg[1 - (1 - \epsilon)^n]} \quad (6)$$

通常  $\epsilon$ 、 $t$  都依据实际情况来决定取值。

### 1.2 PCA 算法原理

PCA 是一种将高维度数据转化为低维度数据的算法。该算法在转化过程中保留一些需要或者主要的特质, 去除噪声和不重要的特质, 让得到的数据在接下来处理更容易, 还能提升数据的处理速度。设空间平面拟合方程为:

$$Ax + By + Cz = D \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{n} = (A, B, C)$  是平面的单位法向量,  $A^2 + B^2 + C^2 = 1$ ,  $D$  是原点到平面的距离。

在点云数据集  $P_i \{(x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, m\}$  中获取最合适的拟合平面, 应当在满足  $A^2 + B^2 + C^2 = 1$  的条件下, 尽量让所有点到此平面的距离最小。计算距离转化为求解极值, 选取拉格朗日乘数法, 预设拉格朗日函数, 转换为求解矩阵特征值和特征向量的问题, 获取 3 个特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  和其相应的特征向量  $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ , 使用最小特征值  $\lambda_{\min} = \min\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$  对应的特征向量  $\gamma$ , 把特征向量  $\gamma$  作为拟合平面的法向量  $\mathbf{n}$ , 获取平面参数  $A, B, C$ 。用点云  $x, y, z$  方向的均值求得参数  $D^{[7]}$ :

$$D = A \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{m} + B \frac{\sum_{i=1}^m y_i}{m} + C \frac{\sum_{i=1}^m z_i}{m} \quad (8)$$

经过以上推理, 可获得拟合平面的参数  $A, B, C, D$ , 因此获取最合适的拟合平面方程。

### 1.3 本文方法流程

通过激光传感器扫描得到的三维点云数据, 在采集过程中受点云设备的振动和外界环境的干扰, 从而产生一些噪声和异常点, LS 法在拟合平面求解参数的过程中没有考虑噪声, RANSAC 算法和 LMedS 算法在拟合模型的过程中可以通过多次迭代剔除部分异常点, 在异常点较多时, 平面拟合的过程中拟合精度会受到较大的干扰, 且 RANSAC 算法还存在阈值敏感性问题。本文先用 MSAC 算法在带有噪声和异常点的原始点云中进行多次迭代计算, 从而获取较好的估算模型, 然后用 PCA 法对预处理的点云数据再次进行采样, 实现点云平面二次拟合, 从而获取最佳模型。将 MSAC 算法和 PCA 法相结合的点云平面拟合方法的流程图如图 1 所示, 具体步骤如下:

初始化: 适用于平面模型拟合的最少数据个数  $s (s \geq 3)$ , 算法的迭代次数  $t$ , 参考平面的法向量  $\mathbf{n}_s$ , 拟合平面得到法向量  $\mathbf{n}_i$  与参考平面法向量  $\mathbf{n}_s$  的夹角阈值, 判断数据是否小于到拟合平面模型的距离阈值  $d$ , 判定模型是否适用于点云的数据数目  $t - Num$ , 最佳平面参数  $b - mod$ , 最佳模型的内点集合  $\mathbf{P}_{in}$  和外点集合  $\mathbf{P}_{out}$ , 判断拟合平面的法向

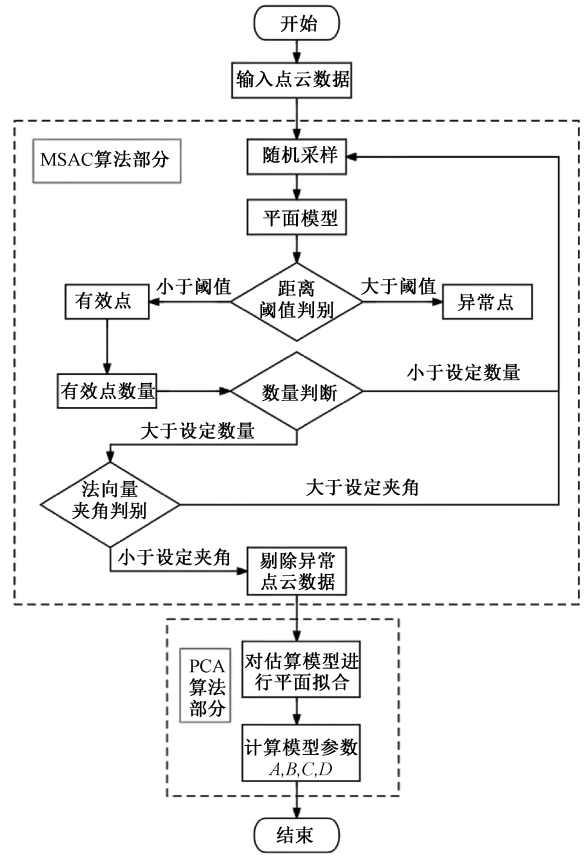


图 1 本文方法流程图

量与参考平面法向量的夹角  $\theta_i$  是否小于设定的平面夹角  $\theta_s$ 。

输入: 大小为  $m \times 3$  的原始点云数据  $P = \{P_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ ;

1) 从原始点云数据中随机抽出  $s$  个点, 并判断其是否共线, 若不共线则构建内点集合  $\mathbf{P}_{in}$ , 其余的点则构成外点集合  $\mathbf{P}_{out}$ ; 反之, 则重新随机抽取  $s$  个点;

2) 根据内点集合中的数据点拟合平面, 获得平面参数  $mod$ ;

3) 通过计算点云中所有点到初始化平面模型的距离  $d_i$  来判别外点集合中是否存在小于设定的距离阈值  $d$  的数据点, 而:

$$d_i = \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (9)$$

若  $d_i < d$ , 则将其移进内点集合, 反之, 移入外点集合;

4) 若内点集合中点的数目大于  $t - Num$ , 则运行步骤 5), 否则, 运行步骤 7);

5) 根据内点集合中的点重新拟合平面得到法向量  $\mathbf{n}_i$ , 通过式(10)计算  $\mathbf{n}_i$  与参考平面法向量  $\mathbf{n}_s$  的夹角  $\theta_i$ :

$$\cos\theta = \frac{\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_s}{|\mathbf{n}_i| \cdot |\mathbf{n}_s|} \quad (10)$$

6)若  $\theta_i \leq \theta_s$ , 则令  $\theta_s = \theta_i, b - mod = mod$ , 并将  $P_{in}$  内的点替换为内点集合的点, 将  $P_{out}$  内的点替换为外点集合的点;

7)如果已迭代  $t$  次, MSAC 算法终止, 否则回到步骤 1);

8)通过 PCA 方法处理 MSAC 算法得到的待处理点集, 计算获取点云平面的法向量  $n$ , 并根据式(8)得到参数  $D$ ;

9)为了量化表示算法的拟合精度, 估算样本中所有数据点到拟合平面距离的标准偏差  $\delta$ , 作为平面的拟合结果的评估标准:

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (d_i - \bar{d})^2}{S - 1}} \quad (11)$$

式中:  $\bar{d} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d_i, m$  为点云样本中的所有样本点的个数。

输出:最佳平面模型参数  $A、B、C、D$ 。

## 2 实验与数据分析

### 2.1 仿真数据

为验证本文方法的可靠性, 首先使用仿真数据进行实验, 同时将本文方法对仿真数据的拟合结果与 LS 法、RANSAC 与 PCA 结合的方法<sup>[7]</sup> (RANSAC + PCA)、LMedS 与 PCA 结合的方法<sup>[12]</sup> (LMedS + PCA)对仿真数据的拟合结果进行比较。平面方程为:

$$Ax + By + Cz = D \quad (12)$$

本文中设定  $A = -1/6, B = 0, C、D$  均为  $\sqrt{6}/6$ 。本文在 MATLAB 平台上进行仿真实验, 生成 1 000 个随机点作为仿真的点云数据, 如图 2 所示, 其中集中点为点云数据不含噪声。在上述点云中添加随机点作为噪声, 噪声点的比例分别为 10%、20%、30% 和 40%, 其中噪声点为 10% 时的点云如图 3 所示, 其中分散点为噪声数据。对 5 种不同比例的仿真数据依次运用 LS 法、RANSAC + PCA、LMedS + PCA 和本文方法估算平面参数, 并计算  $\delta$  值, 表 1 为以上 4 种方法对混入不同比例噪声的数据平面拟合的参数结果。混入不同比例噪声的点云数据仿真实验拟合平面的标准差如图 4 所示, 图中纵坐标表示标准差, 其为无量纲量, 横坐标百分比数表示混入噪声的比例, 图中 R + P、L + P、M + P 分别为 RANSAC + PCA、LMedS + PCA、MSAC + PCA 算法的缩写。

从表 1 可知, 当数据不含噪声点时, 4 种方法拟合平面得到的标准差都接近于 0, 拟合精度都比较高, 但本文方法拟合平面的标准差  $\delta$  要低于其他 3 种方法的标准差, RANSAC + PCA、LMedS + PCA 的方法也分别对点云数据进行了预处理, 结果表明本文方法的预处理更有效。本文方法用时与其他 3 种方法耗时相差无几可以忽略。

由表 1 可知, 对加入不同比例的随机噪声的仿真数据, 本文提出的 MSAC + PCA 算法得到的拟合数据结果不仅

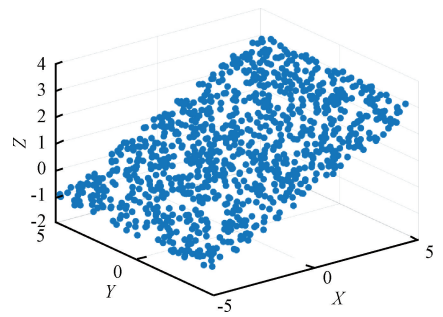


图 2 不包含噪声点的仿真数据

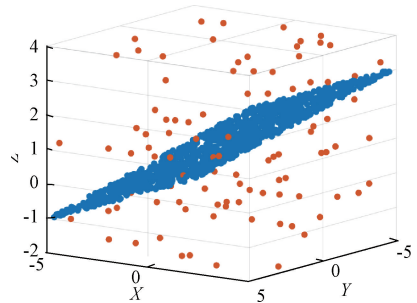


图 3 包含 10% 噪声点的仿真数据

拟合精度更高而且用时接近。当混入 10% 的随机噪声时, MSAC + PCA 算法与 LS、RANSAC + PCA、LMedS + PCA 相比, 在标准差上分别降低了 96.3%、36.2%、33.5%。当混入 20% 的随机噪声时, MSAC + PCA 算法与其他 3 种算法相比, 在标准差上分别降低了 95.7%、38.4%、32.9%。当混入 30% 的随机噪声时, MSAC + PCA 算法与其他 3 种算法相比, 在标准差上分别降低了 95.6%、42.8%、39.8%。当混入 40% 的随机噪声时, MSAC + PCA 算法与其他 3 种算法相比, 在标准差上分别降低了 94.9%、35.7%、32.3%。由图 4 可知, 当混入不同比例的噪声时, RANSAC + PCA 和 LMedS + PCA 算法拟合平面的效果明显优于 LS 算法, 仅在用时上有所增加, 说明平面拟合前进行预处理有助于提高平面拟合效果。随着混入噪声的比例增加, RANSAC 和 LMedS 算法的预处理效果有所下降, 拟合平面的标准差有了较大幅度的增加; 而 MSAC + PCA 算法不仅在拟合平面的标准差与其他三种算法相比有更低, 即该算法在混入噪声时拟合精度要优于其他算法。随着混入噪声的比例增加, 该算法的平面拟合效果依旧优于其他算法且拟合平面用时与其他 3 种算法相差无几, 差距可以忽略。故本文方法不仅拟合精度高, 而且用时与 RANSAC + PCA、LMedS + PCA 这两种方法接近。

### 2.2 实验数据

为了测验 MSAC + PCA 算法在实际点云平面拟合中的性能, 使用激光传感器对电池托盘进行采样, 再对其点云数据进行平面拟合, 实验装置组成如图 5 所示, 电池托盘如图 6 所示。采样使用 LMI 公司的 Gocater 2440 线激光传感器, 该传感器是一种 2 MP 高分辨率 3D 线激光轮廓传感

表 1 混入不同比例噪声的数据仿真实验拟合平面的参数结果

不同比例 噪声/%	算法	A	B	C	D	标准差 $\delta$	时间 $t/s$
0	LS	-0.377 964	$3.67 \times 10^{-18}$	0.925 820	0.925 820	$5.99 \times 10^{-16}$	$3.17 \times 10^{-4}$
	RANSAC+PAC	-0.377 964	$-2.97 \times 10^{-18}$	0.925 820	0.925 820	$3.37 \times 10^{-16}$	0.005 217
	LMedS+PAC	-0.377 964	$2.16 \times 10^{-18}$	0.925 820	0.925 820	$2.69 \times 10^{-16}$	0.008 923
	MSAC+PCA	-0.377 964	$-1.01 \times 10^{-18}$	0.925 820	0.925 820	$1.29 \times 10^{-16}$	0.006 332
10	LS	-0.372 957	0.003 080	0.927 843	0.919 580	0.340 927	0.000 513
	RANSAC+PAC	-0.378 189	0.000 298	0.925 728	0.926 463	0.019 697	0.004 021
	LMedS+PAC	-0.377 894	0.000 238	0.925 848	0.925 086	0.018 892	0.009 316
	MSAC+PCA	-0.377 913	0.000 673	0.925 841	0.925 820	0.012 572	0.016 433
20	LS	-0.370 199	-0.005 814	0.928 934	0.907 383	0.423 277	0.000 916
	RANSAC+PAC	-0.378 190	0.000 419	0.925 727	0.927 111	0.029 239	0.007 379
	LMedS+PAC	-0.378 113	0.000 227	0.925 759	0.926 095	0.026 857	0.008 169
	MSAC+PCA	-0.377 963	-0.000 327	0.925 955	0.924 910	0.018 018	0.007 316
30	LS	-0.370 203	-0.001 493	0.928 950	0.928 079	0.473 956	0.000 452
	RANSAC+PAC	-0.377 530	0.000 428	0.925 996	0.924 764	0.036 834	0.006 861
	LMedS+PAC	-0.378 012	0.000 746	0.925 800	0.924 816	0.034 998	0.010 238
	MSAC+PCA	-0.378 018	-0.000 049	0.925 798	0.925 856	0.021 058	0.013 126
40	LS	-0.369 949	-0.003 188	0.929 047	0.920 900	0.545 314	0.000 457
	RANSAC+PAC	-0.377 723	0.000 159	0.925 918	0.925 457	0.042 703	0.008 989
	LMedS+PAC	-0.377 920	0.000 340	0.925 838	0.925 538	0.040 621	0.007 967
	MSAC+PCA	-0.378 028	-0.000 006	0.925 794	0.926 182	0.027 471	0.015 996

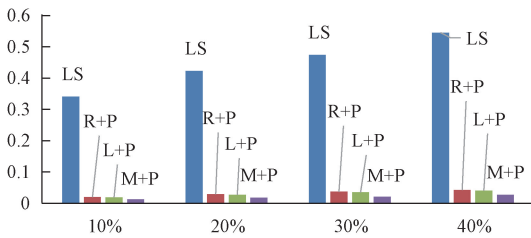


图 4 混入不同比例噪声的点云数据仿真实验拟合平面的标准差图

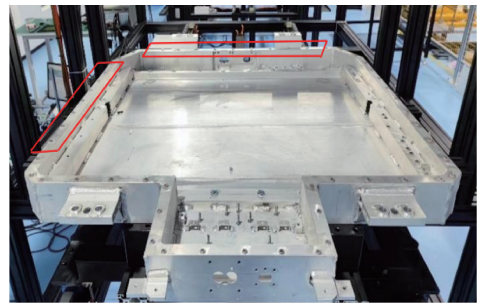


图 6 电池托盘

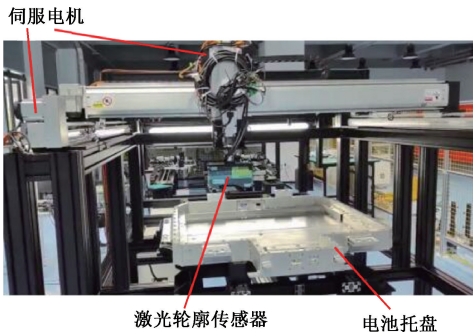


图 5 实验装置组成

以电池托盘作为实验中的被测物,图 7 为 36℃室内环境下采集的电池托盘的点云数据,其中电池托盘的左侧部分点云数据如图 7(a)所示,电池托盘的上侧部分点云数据如图 7(b)所示。由于传感器扫描过程中将环境以及其他电池托盘无关部分涵盖在内,且激光传感器获取的点云数据规模庞大,依次使用体素滤波滤除离群点<sup>[16]</sup>、统计滤波实现整体降密度采样<sup>[17]</sup>、直通滤波获取限定范围内的点云<sup>[18]</sup>,如图 8 所示。图 6 中电池托盘左侧红框位置装配面的点云数据如图 8(a)所示,电池托盘上侧红框位置装配面的点云数据如图 8(b)所示。将图 8 中的两个点云数据分别进行平面拟合,依次使用 LS、RANSAC+PCA、LMedS+PCA 和 MSAC+PCA 算法对其进行平面拟合,结果如表 2 和 3 所示。

器,轮廓数据点数为 1 500,最大测量范围是 210 mm,净距离为 183 mm,X 分辨率为 90~130 μm,Z 方向分辨率为 13~37 μm,Z 方向重复精度为 1.2 μm。

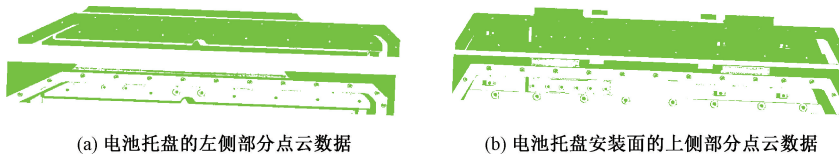


图7 激光传感器实际采集的点云数据

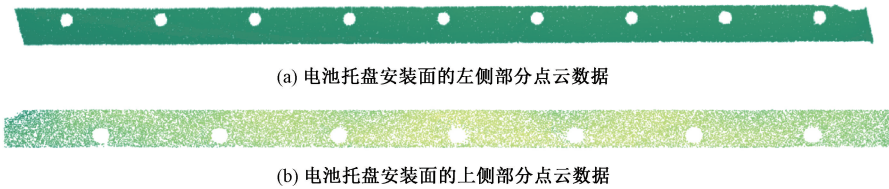


图8 采集点云数据滤波处理后的数据

表2 托盘安装面左侧点云的实测数据拟合平面参数结果

算法	A	B	C	D	标准差 $\delta$	时间 $t/s$
LS	-0.000 090	-0.000 088	0.999 998	-0.011 650	0.107 194	0.136 1
RANSAC+PCA	-0.000 090	-0.000 040	0.999 999	-0.040 616	0.033 656	0.182 9
LMedS+PCA	-0.000 020	-0.000 093	0.999 999	-0.040 683	0.031 636	0.164 3
本文方法	0.000 010	0.000 019	0.999 999	-0.040 844	0.024 036	0.226 9

表3 托盘安装面上侧点云的实测数据拟合平面参数结果

算法	A	B	C	D	标准差 $\delta$	时间 $t/s$
LS	-0.023 255	-0.000 938	0.999 729	-63.291 755	0.084 149	0.042 3
RANSAC+PCA	-0.000 874	-0.000 834	0.999 961	-64.348 953	0.035 608	0.033 3
LMedS+PCA	-0.000 882	-0.000 753	0.999 947	-64.295 478	0.038 841	0.022 9
本文方法	-0.000 629	-0.000 658	0.999 999	-64.573 226	0.027 575	0.215 6

对采集的点云滤波进行处理后,从表2可知,当拟合托盘左侧部分平面点云时,MSAC+PCA算法与LS、RANSAC+PCA、LMedS+PCA算法相比,在拟合精度上分别提升了77.6%、28.6%和24.0%。由表3可知,当拟合托盘上侧部分平面点云时,MSAC+PCA算法与LS、RANSAC+PCA、LMedS+PCA算法相比,在拟合精度上分别提高了63.7%、22.5%、29.0%。由于对采集的点云滤波进行处理后仍有一些的噪声数据无法清除,会对拟合点云平面造成影响。从扫描的点云数据拟合结果来看,LS算法容易受到噪声数据的影响,平面拟合精度较低。RANSAC+PCA、LMedS+PCA算法虽然能够通过预处理减少误差数据对平面拟合的影响,但托盘平面附近存在较多的噪声数据的影响,导致两种方法的平面拟合精度降低;MSAC+PCA算法与前两种方法相比,在预处理中能够有效滤除噪声数据,平面拟合的精度优于其他三种方法。虽然本文方法用时长于LS法,却与其他两种方法用时相近,在这种含有噪声的点云中进行平面拟合能够获得更精确的平面参数和更好的平面拟合效果。因此,在进行点云平面拟合时,本文方法要优于其他3种方法。综上所述,本文方法能够在减少噪声对平面拟合的影响,不仅具

备较高拟合精度,而且耗时较短。

### 3 结 论

使用激光传感器采样时,由于仪器自身的特性、仪器运动过程中的振动和环境等方面的制约,采集的数据会混入噪声点。LS法在拟合点云平面时忽略了噪声点对拟合精度的影响,而RANSAC算法和LMedS算法分别和PCA法相结合的方法在拟合点云平面时虽然减少了噪声对平面拟合和计算平面参数的影响,但是剔除异常点效果一般。对于上述问题,本文提出了一种MSAC算法与PCA法相结合的方法,首先使用MSAC算法对得到的点云数据进行预处理,去除一些异值点,再使用PCA方法对处理过的点云数据进行拟合,进而实现去除噪声点并到达提高鲁棒性的效果。采用仿真实验和工程实验对该方法进行了验证,测试实验的结果表明采用本文方法拟合平面得到的标准差远低于LS法算得的标准差,也低于RANSAC算法和LMedS算法分别和PCA法相结合的方法计算的标准差,且在用时上与这两种方法接近;因此,使用本文方法能够更加精确的拟合平面,本文方法具有较强的实用性。

## 参考文献

- [1] 王耀南,江一鸣,姜娇,等. 机器人感知与控制关键技术及其智能制造应用[J]. 自动化学报, 2023, 49(3): 494-513.
- [2] 赵志鹏,戴宁,周鑫,等. 复合材料曲面构件缺陷超声三维成像方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(7): 257-266.
- [3] 黎书玉,张旭东,孙锐,等. 基于椭圆拟合的点云旋转不变网络[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(9): 111-117.
- [4] 张建民,陈富健,龙佳乐. 基于图像处理的点云滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 229-240.
- [5] 李伟,孙元超,李宗春,等. 一种改进的最小二乘平面拟合算法[J]. 测绘科学, 2017, 42(1): 15-19, 100.
- [6] 浮丹丹,周绍光,徐洋. 基于主成分分析的点云平面拟合技术研究[J]. 测绘工程, 2014, 23(4): 20-23.
- [7] 童子良,余学祥,汪涛,等. 一种新的鲁棒三维点云平面拟合方法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2020, 43(12): 1684-1688.
- [8] 张中岳,周惠兴,王舜,等. 基于RANSAC的WTLSD平面拟合算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(6): 93-98.
- [9] 杨军建,吴良才. 基于RANSAC算法的稳健点云平面拟合方法[J]. 北京测绘, 2016(2): 73-75, 79.
- [10] 苏云龙,平雪良,李楠. 基于RANSAC三维点云的平面提取算法[J]. 激光与红外, 2019, 49(6): 780-784.
- [11] 雷经发,何玉,张森,等. 平面拟合算法抗干扰能力对比研究[J]. 安徽建筑大学学报, 2020, 28(4): 28-32.
- [12] 王洋,王俊元,杜文华,等. 基于最小平方中值的点云平面拟合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 247-254.
- [13] 王寅初. 面向储罐的点云建模与漏磁检测路径规划方法研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2023.
- [14] PERMINOV A I, TURDAKOV D Y, BELYAEVA O V. Loss function for training models of segmentation of document images[J]. Programming and Computer Software, 2023, 49(7): 574-589.
- [15] PLEANSAMAI K, CHAIYASARN K. M-estimator sample consensus planar extraction from image-based 3D point cloud for building information modelling[J]. GEOMATE Journal, 2019, 17(63): 69-76.
- [16] 陈世海,李俊明,王雯. 基于3D点云的电缆自适应多尺度去噪算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 115-118.
- [17] 张潇丹,单彦虎,储成群. 基于点云处理的小型工业零件高度精密测量[J]. 电子测量技术, 2022, 45(11): 134-139.
- [18] 刘永治,张周强,郭忠超,等. 基于线激光扫描的零件三维表面检测系统研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(2): 67-72.

## 作者简介

杨少舟, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: ys1587328@163.com

龙东平(通信作者), 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为机器视觉、机械设计。

E-mail: ldp\_1030@163