

# 基于SVM的三维对缝点云间隙阶差提取方法

张波<sup>1</sup>,李泷杲<sup>1</sup>,郝龙<sup>1</sup>,主逵<sup>2</sup>

(1. 南京航空航天大学机电学院, 南京 210016;

2. 深圳市劲拓自动化有限公司, 深圳 518216)

**[摘要]** 飞机装配中产生的间隙阶差都有具体要求, 间隙阶差的提取精度保证了装配的质量。针对因缝隙的尺寸不均匀、数据采集存在噪声导致难以精确提取间隙阶差的问题, 提出了一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的三维对缝点云间隙阶差提取方法。首先根据对缝点云分布特点, 建立间隙阶差数学模型, 明确所需提取的特征点; 其次根据数模的边界进行测量点规划与离散, 以测量点为几何中心, 利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)与包围盒法提取出子点云; 接着调整SVM超平面, 分割点云; 然后对点云三角划分, 根据单边准则提取点云边界点, 根据边界点、超平面的几何关系提取边缘点与临界点; 最后根据间隙阶差的数学模型, 提取间隙阶差值, 并设计试验验证了该算法的精度与稳定性。试验表明: 该方法的间隙测量均值误差在0.03mm以下, 阶差测量均值误差在0.02mm以下。

**关键词:** 点云分割; 支持向量机(SVM); 特征点; 间隙阶差; 主成分分析(PCA)

**DOI:**10.16080/j.issn1671-833x.2020.07.047



张波

硕士研究生, 研究方向为飞机装配。参与了南京航空航天大学与某航空企业合作的飞机装配测量技术课题, 主要负责点云数据处理及结果分析的软件开发。

飞机各零部件装配产生的间隙阶差对气动外形的可靠性起关键作用, 对超音速飞机与隐形飞机影响更为突出。因此, 间隙阶差的精确提取在飞机检测中显得十分重要。随着数字化测量设备的进步, 国内外对间隙阶差提取技术研究也愈加深入。

国外对间隙阶差提取技术研究十分成熟, 其中激光测量技术因为其速度快、精度高、适应性强等优点成为提取间隙阶差的主流方向。Kosmopoulos等<sup>[1]</sup>构建了双红外LED灯的双目视觉测量系统, 利用CCD相机接受反射光以获取间隙阶差。Yi等<sup>[2]</sup>构建了基于结构光的双目视觉测量系统, 针对双目视觉效率低的问题, 对结构光调制后的图像差分进行积分来提取光条中

心, 克服了由于激光亮度低所带来的较大误差, 实现了低照度的精确测量。Yakup等<sup>[3]</sup>通过拍摄间隙的图像, 应用霍夫变换确定通过边缘像素的边线来计算间隙。Tran等<sup>[4]</sup>构建多线结构光的单目视觉测量系统, 将线特征数字化, 进行期望计算, 排除不合格的图像, 使用剩下的图像计算间隙阶差, 该系统对噪声具有较好的鲁棒性。国外相关应用设备有英国Gapgun系列与德国8Tree公司的stepCHECK等。

国内对间隙阶差的提取技术也进行了许多研究。沈昌力<sup>[5]</sup>、张卡<sup>[6]</sup>均基于线结构光展开蒙皮对缝间隙阶差视觉测量技术的研究, 但单线结构光与对缝的夹角对此类方法影响较大, 不具备平均效应。陈松林等<sup>[7]</sup>

采用光栅投影的方法测量蒙皮对缝,依靠非必要特征间隙零点提取特征,此方法局限性强。严成等<sup>[8]</sup>基于三维点云提取飞机蒙皮间隙阶差,以扫描线序列点欧氏距离提取特征点,点云质量影响较大,可靠性不足。

针对上述不足,本文对间隙阶差提取方法做出了改进。首先根据数模边缘进行测量位置点规划;其次采用PCA与包围盒法分割子点云;再调整SVM超平面,分割点云;然后对点云三角划分,结合超平面提取边界点、边缘点及临界点;最后根据数学模型提取间隙阶差。该方法提高了特征点提取的精度与可靠性,不受跳点、间断点等点云缺陷的影响,降低了点云质量对间隙阶差提取精度的影响。

### 数学模型建立

针对T-scan采集数据的特点,建立了间隙阶差的数学模型,如图1所示。对缝结构的实测阶差计算方法如下:保持平面 $\alpha$ (设方程为 $ax+by+cz+d=0$ )法向不变,将平面 $\alpha$ 平移至经过右侧临界点 $q_{i2}(x_2, y_2, z_2)$ ,点 $q_{i2}$ 到平面 $\alpha$ 的欧式距离即为第 $i$ 条扫描线的实测阶差 $flush_i$ 。

$$flush_i = \frac{|ax_{i2} + by_{i2} + cz_{i2} + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \quad (1)$$

$$实测阶差值为 flush = \frac{\sum_{i=1}^m flush_i}{m}$$

其中,  $1 \leq i \leq m$ ,  $m$  为扫描线数。

实测间隙计算方法如下:将边缘点 $p_{i0}$ 投影至平面 $\alpha$ ,得到点 $p_{i0}'$ 。将边缘点 $l_{i0}$ 投影至平面 $\alpha$ ,得到点 $l_{i0}'$ 。记 $p_{i0}'l_{i0}'$ 的点间距即为该扫描线实测间隙 $gap_i$ 。

$$实测间隙值则为 gap = \frac{\sum_{i=1}^m gap_i}{m}$$

其中,  $1 \leq i \leq m$ 。

考虑到T-scan扫描线点云存在的点间距会导致对缝结构件的实测边缘点与理论边缘有一定的距离,其最大误差为2倍的点间距,根据试验取经验偏置系数为1.4,  $\rho$ 为点间距,则

$$gap = \frac{\sum_{i=1}^m gap_i}{m} - 1.4\rho \quad (2)$$

根据图1数学模型可知需要提取边缘点、临界点及平面 $\alpha$ 的拟合点(图1中平面 $\alpha$ 为两侧平面点拟合平面; $q_{i1}$ 、 $q_{i2}$ 为临界点; $p_{i0}$ 、 $l_{i0}$ 分别为两侧的边缘点; $p_{i0}'$ 、 $l_{i0}'$ 为边缘点到平面的投影点)。

### 点云分割

对缝结构检测时采集的三维点云数据量较大,结构两侧一般存在微小曲率,沿对缝边界各个位置点的间隙阶差也不相同。因此,要提取各个位置点处于子点云间隙阶差值,需提取缝隙边界,进行测量点规划,然后根据各个测量位置点,分割相应的子点云进行后续处理。

### 1 测量位置规划

数模与点云数据通过基准对齐后,数模缝隙边界离散点为测量点。当不存在对齐基准时采用交互式选取。本文以数模缝隙边界离散点为测量点,采用等弦长离散法获取离散点,其相邻离散点的距离相等,设当前离散节点 $F_i = F(t_i)$ ,离散弦长为 $\Delta L$ ,下一离散节点 $F_{i+1} = F(t_{i+1})$ ,则按照如下方法对曲线进行等弦长离散:以 $F_i$ 为圆心,做半径为 $\Delta L$ 的圆,圆与曲线的交点即为 $F_{i+1}$ ,各离散点作为对缝测量点 $P$ ,如图2所示。

### 2 包围盒分割

对缝结构各位置装配时所受约束不均匀,导致各处间隙阶差不同。考虑存在微小曲率,在测量点 $P$ 处建立 $AABB$ 包围盒分割出子点云<sup>[9]</sup>。由T-scan扫描线的宽度、线间距、点间距,可以将包围盒的长度 $L$ 设为扫描线宽度的1/2、宽度 $W$ 设为线间距的30倍、高度 $H$ 可设为适当的固定值。

#### 2.1 PCA法向量估计

建立包围盒需要提取出点云的主法向,基于PCA算法估计点云主法向是将子点云每个点 $k$ 邻域拟合最小二乘平面,将拟合平面的法向量作为该点的法向量<sup>[10-11]</sup>。对于点 $p$ 的 $k$ 邻域的拟合局部平面问题可以转化为局部邻域协方差矩阵 $M$ 进行特征值分界, $M$ 最小特征值对应的特征向量即为点 $p$ 的法向量, $p$ 点的局部邻域协方差矩阵如

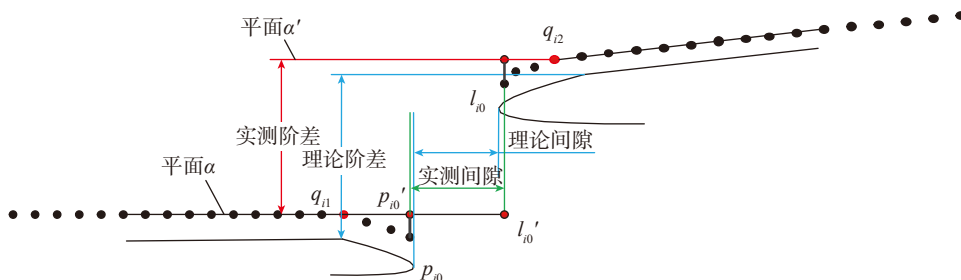


图1 间隙阶差数学模型

Fig.1 Mathematical model of gap and flush

式(3)所示。

$$M = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (p_{ij} - \bar{p}) \cdot (p_{ij} - \bar{p})^T \quad (3)$$

式中,  $\bar{p}$  为局部邻域重心。

以测量点  $P$  为球心, 包围盒宽度  $W$  为直径, 取  $P$  点的局部邻域  $G_1$ 。对  $G_1$  的所有点构建  $k$  邻域, 半径为  $r$  (取 0.8mm)。根据 PCA 算法, 估计  $G_1$  所有点的法向量, 视点方向统一, 对所有法向量进行最小二乘滤波去除杂点, 并取中值, 获取局部邻域  $G_1$  的单位法向量  $\bar{e}_k$ 。当对缝两侧为小曲率时,  $G_1$  的单位法向量  $\bar{e}_k$  与对缝两侧平面点拟合平面的法向量夹角在  $1.52^\circ$  以下, 满足法向对齐要求。

### 2.2 提取子点云

根据 PCA 估计出的法向, 以单位法向量  $\bar{e}_k$  作为以  $P$  为原点的坐标系的  $z$  轴, 以扫描线方向为  $x$  轴, 其单位向量为  $\bar{e}_i$ , 则  $y$  轴单位向量为  $\bar{e}_j = \bar{e}_k \times \bar{e}_i$ , 根据右手定则建立以点  $P$  为原点的坐标系  $S_1$ 。在  $S_1$  坐标系下包围盒两个顶点坐标为  $p_{\min} = [-L, -W, -H]$ ,  $p_{\max} = [L, W, H]$ , 根据式(4)对  $S_1$  下的  $p_{\min}$ 、 $p_{\max}$  进行坐标变换, 得到在原世界坐标系  $S$  下的两顶点的坐标。

$$\begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \end{bmatrix} = T \cdot \begin{bmatrix} x_{s1} \\ y_{s1} \\ z_{s1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{s1} \\ y_{s1} \\ z_{s1} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$T = [\bar{e}_i, \bar{e}_j, \bar{e}_k]$$

通过世界坐标系  $S$  下包围盒两个顶点, 建立  $AABB$  包围盒分割点云。其中,  $AABB$  包围盒的内点满足条件:  $x_{\min} \leq x \leq x_{\max}$ ,  $y_{\min} \leq y \leq y_{\max}$ ,  $z_{\min} \leq z \leq z_{\max}$ , 如图 3 所示, 满足上述条件的点即为子点云。

### 3 对缝点云分割

严成等<sup>[8]</sup>以点与点之间的欧式距离来区分各扫描线, 然后以每条扫描线的相邻点欧式距离来区分左右

两侧的点云, 并筛选特征点。此方法不仅计算量大, 可靠性也很低, 无法避免数据中跳点、间断点的影响, 这会导致错误判断点的归属, 造成特征点提取不准确, 如图 4 所示。

针对上述不足, 采用二分类问题中表现优异的 SVM 算法进行分类<sup>[12-13]</sup>。提取对缝两侧点云的边缘点需要准确分割两侧点云数据, 采用 SVM 分类模型直接分类并不能保证分类的准确率, 故对 SVM 算法得出的超平面进行调整后分类, 分类流程如图 5 所示。

#### 3.1 SVM 获取超平面

SVM 超平面方程可以表示为:  $\omega^T x + b = 0$ , 其中  $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d)$  为法向量;  $b$  为位移项, 决定超平面与原点的距离。

$\phi(x)$  为  $x$  映射后的特征向量, 超平面的约束参数  $\omega$  和  $b$  满足式(5)。

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & y_i (\omega^T \phi(x) + b) \geq 1, \\ & y_i = \pm 1; i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (5)$$

通过求解式(5)得到最大间隔划分超平面所对应的模型为:  $f(x) = \omega^T \phi(x) + b$ 。

将支持向量回归(SVR)问题形式化以下约束问题进行求解:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi, \hat{\xi}} & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \hat{\xi}_i) \\ \text{s.t. } & f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, \\ & y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \hat{\xi}_i, \\ & \xi_i \geq 0, \hat{\xi}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $C$  为正则化常数;  $\xi_i$  和  $\hat{\xi}_i$  为

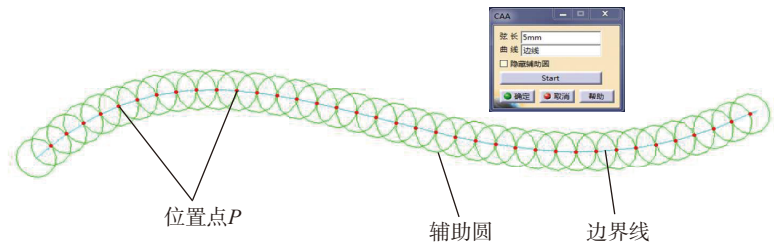


图2 测量位置点规划  
Fig.2 Planning of measurement position

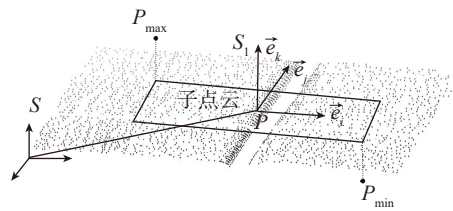


图3 包围盒分割点云  
Fig.3 Segmentation of point cloud based on bounding box

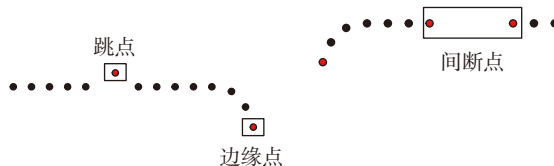


图4 点云数据缺陷  
Fig.4 Defect of point cloud

松弛变量。引入拉格朗日乘子  $\mu_i \geq 0, \hat{\mu}_i \geq 0, \alpha_i \geq 0, \hat{\alpha}_i \geq 0$ , 利用拉格朗日乘子法, 并对  $\omega, b, \xi_i$  和  $\hat{\xi}_i$  的求偏导处理后得到 SVR 的对偶问题:

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha, \hat{\alpha}} \sum_{i=1}^m y_i \left( \hat{\alpha}_i - \alpha_i \right) - \varepsilon \left( \hat{\alpha}_i + \alpha_i \right) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \left( \hat{\alpha}_i - \alpha_i \right) \left( \hat{\alpha}_j - \alpha_j \right) x_i^T x_j \\ & \text{s.t.} \sum_{j=1}^m \left( \hat{\alpha}_j - \alpha_j \right) = 0, \\ & 0 \leq \alpha_i, \hat{\alpha}_i \leq C \end{aligned} \quad (7)$$

引入线性核函数  $\kappa(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ , 上述过程需满足 KKT 条件, SVR 解形如:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \left( \hat{\alpha}_i - \alpha_i \right) \kappa(x, x_i) + b \quad (8)$$

### 3.2 点云法向对齐

$S_1$  是以对齐点云数据测量位置点  $P$  为原点, 以向量  $\bar{e}_i, \bar{e}_j, \bar{e}_k$  为一组基的坐标系。设  $S_2$  是以训练点云数据测量点  $P'$  为原点, 以向量  $\bar{e}'_i, \bar{e}'_j, \bar{e}'_k$  为一组基的坐标系。

训练数据坐标系和对齐数据坐标系的  $z$  轴是以各自测量位置点根据 PCA 算法估计的局部邻域法向方向。点云数据的对齐变换过程可分为平移变化与旋转变换求解, 利用式(2)可以求得点  $P$  在坐标系  $S_2$  下的坐标, 从而得到  $S_1$  相对  $S_2$  的平移变换的位置矢量  ${}^{S_2}P_{S_{10}}$ , 利用式(9)求得  $S_1$  到  $S_2$  的旋转变换矩阵, 从而求得变换后的点云。

$$\begin{aligned} C &= \begin{bmatrix} \bar{e}'_i & \bar{e}'_j & \bar{e}'_k \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \bar{e}_i & \bar{e}_j & \bar{e}_k \end{bmatrix} \\ x' &= C \cdot x + {}^{S_2}P_{S_{10}} \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $x'$  为对齐变换后的点云;  $x$  为原点云。

### 3.3 超平面位移项调整

由于点云各测量点的间隙值不

同, 选取的  $P$  点相对点云的位置关系存在差异, 超平面不能保证良好分割点云。超平面方程的  $\omega^T$  控制超平面的法向, 由点云法向对齐操作已经能够保证  $\omega^T$  满足法向分割要求。法向对齐后的超平面不能良好分割点云时, 需要对位移项进行调整, 如图 6 所示。

可以通过对点到超平面的向量距离有无阶跃判断是否需要调整, 并使得两阶跃点的中点在超平面上, 以调整  $b$  值, 具体算法伪代码如下:

Algorithm1 adjustment ( points[], hyperplane )

**Input** :points[]: Collection of points, hyperplane

Output: hyperplane

- 1: for  $i \leftarrow 0$  to length[points[]]
- 2: do calculate the distance of hyperplane and points of two sides;
- 3: sort distance;
- 4:  $\text{error}_{\max} \leftarrow 0$ ;
- 5: while  $\text{error}_{\max} < \lambda$
- 6: for  $j \leftarrow 0$  to length[points[]]
- 7: do calculate the errors of adjacent distance;
- 8: if  $\text{errors}_{\max} > \lambda$
- 9: extract two points of the errors;
- 10: then get middle point of the errors points;
- 11: adjust the hyperplane by middle point;

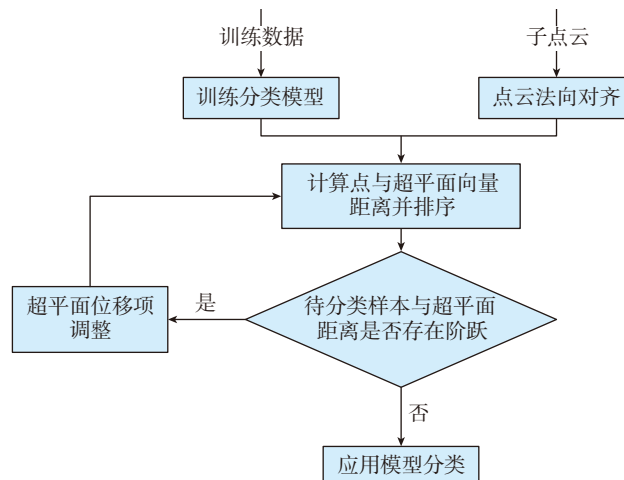


图5 SVM点云分类方法

Fig.5 Classification of point cloud based on SVM

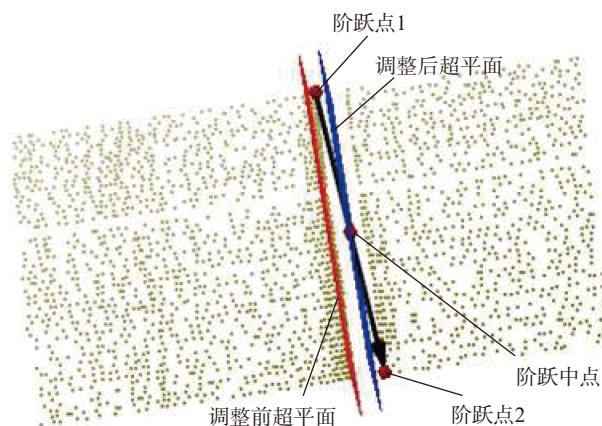


图6 超平面调整

Fig.6 Adjustment of hyperplane

## 特征点提取

### 1 边界点提取

分割两侧点云后,分别对两侧点云进行三角网格划分,本文以预处理后的三角网格作为输入数据,不对三角网格曲面表示方法的转化进行详细描述。三角形网格可以表示为  $\{V, E, F\}$ , 其中,  $V$  为网格顶点的集合;  $E$  为网格边的集合;  $F$  为网格面的集合:

$$\begin{cases} V = \{v_i = (x_i, y_i, z_i) \in R^3, i = 1, 2, \dots, N_v\} \\ E = \{e_i = (v_{i_1}, v_{i_2}), i = 1, 2, \dots, N_E\} \\ F = \{f_i = (v_{i_1}, v_{i_2}, v_{i_3}), i = 1, 2, \dots, N_F\} \end{cases} \quad (10)$$

在三角网格曲面中,同时属于两个三角形的边为内部边,反之,仅属于单一三角形的边被定义为边界边,边界点可以由边界边求得。采用邻接三角形数量判断法提取两侧三角网格的边界点,定义邻接三角形的个数为1的边为边界边,个数为2的边为内部边,对每一条边做边界边判断,然后从边界边中提取边界点,提取边界如图7所示<sup>[14]</sup>。

### 2 特征点提取

以边界点为处理对象,将超平面作为基准面,设定阈值  $\lambda_1$ , 分别取出两侧部分点云进行处理,排除最左侧和最右侧的边界角点。利用式(11)将两侧边界点投影到坐标系  $S_1$  的  $xoy$  面,设其法向量为  $(a, b, c)$ , 则点  $(x_i, y_i, z_i)$  在  $xoy$  面  $ax+by+cz+d=0$  上的投影点为  $(x'_i, y'_i, z'_i)$ 。

采用弦高差法对点云进行去噪,排除跳点对后续曲率估计的影响。然后分别遍历两侧点云,对所有点的  $k$  近邻点估计曲率( $k$ 取3),曲率较小的点视为角点,提取出对缝侧边缘点上下角点。由于 T-scan 线扫描点云是有序点云,故不需要重新排序,对缝侧上下角点之间的点即为边缘点,如图8所示。

$$\begin{cases} x'_i = ak + x_i \\ y'_i = bk + y_i \\ z'_i = ck + z_i \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $k = -\frac{ax_i + by_i + cz_i + d}{a^2 + b^2 + c^2}$ 。

根据边缘点,提取两侧点云临界点,此处以左侧点云为例:

由于扫描线点云是有序序列,以坐标值筛选出边缘点在单侧点云中的序号,以此序号对单条扫描线点进行排序。根据第  $i$  条扫描线边缘点  $p_{i0}$  确定的扫描线各点位置关系,  $p_{ij}$  为第  $i$  条扫描线边缘点  $p_{i0}$  向前第  $j$  个点,如图9所示(其中,  $p_{i0}$  为第  $i$  条扫描线的单侧边缘点,以  $p_{i0}$  为起点;  $p_{ij}$  为第  $i$  条扫描线第  $j$  个点;  $d_{ij}$  为  $p_{ij}$  到平面  $\alpha$  的距离;  $d$  为阈值)。

对所有扫描线建立以上的点序关系后,筛选出平面拟合点,方法如下:对单条扫描线点的  $k$  邻域( $k=3$ )求取曲率半径,设定阈值  $\lambda_2$ , 根据曲率半径判断是否存在大曲率边界,若存在大曲率,则获取最左侧对应点

序号  $l$ , 筛选出临界点区域,在临界点区域之外的点即为平面拟合点  $p_{ij}$  ( $1+5 \leq j \leq 20+l$ )。

本文使用特征值法拟合平面<sup>[15]</sup>,具体方法不做详述,利用迭代过滤的方法去除拟合平面的噪点,控制平面拟合点到平面距离小于  $1.5u$  ( $u$  为 T-scan 平面度的不确定度),获取更加准确的平面参数  $a, b, c, d$ , 伪代码如下:

Algorithm2 fit ( points[], plane )

Input :points[]:Collection of points

Output :plane:fitted plane

- 1: repeat
- 2: fit plane;
- 3: for  $i \leftarrow 0$  to length[points[]]
- 4: do calculate the distance of plane and points[];
- 5: while distance  $\geq 1.5u$
- 6: do remove the point in points[];
- 7: until distance  $\leq 1.5u$

$d_{ij}$  是第  $i$  条扫描线第  $j$  个点到平面  $\alpha$  的距离,设定阈值  $d$ , 当  $d_{ij} \geq d$ ,

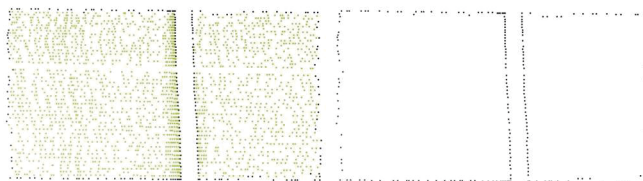


图7 点云边界  
Fig.7 Boundary of point cloud

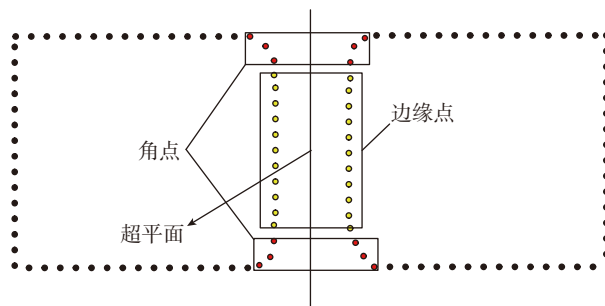


图8 边缘点提取  
Fig.8 Extraction of edge points

表明该点  $p_{ij}$  属于临界点区域,将属于临界点区域且  $d_{ij}$  最小的点作为临界点  $q_{ij}$ ,表示第  $i$  条扫描线的第  $j$  ( $1 \leq j \leq 2$ ) 个临界点。最后根据式(1)与式(2)提取间隙阶差值。

### 试验与分析

#### 1 试验装置与方案

利用图 10 所示的六维组合平移台调整固定在上方的模拟件获取不同间隙阶差值的对缝,六维组合平移台的分度值为 0.01mm,满足试验要求。考虑到模拟件制造精度与紧固在六维平移台平面度的误差,试验时使用模拟件间隙的相对值作为真值。

利用靶球采集的点拟合平面,反复调整六维平移台,直到平面度控制在 0.02mm 以下,此时说明两侧近似处于同一平面,测量一次计算出其阶差值  $flush_1$ 。此时调整一侧的六维组合平移台的千分尺,使其上升  $flush$ ,再次测量得到阶差  $flush_2$ ,则实测阶差为  $flush_2 - flush_1$ ,由此可以得到阶差值的测量误差为  $(flush_2 - flush_1) - flush$ 。

同理,将两侧紧固件保持一定的距离,并进行一次测量得到间隙  $gap_1$ ,然后调整六维组合平移台千分尺,使其间隙扩大  $gap$ ,再次测量得到间隙  $gap_2$ ,则实测间隙为  $gap_2 -$

$gap_1$ ,由此可以得到间隙值的测量误差为  $(gap_2 - gap_1) - gap$ 。

#### 2 试验测试

试验测试中,使用 Leica T-scan 5 采集数据,其扫描线平均扫描宽度为 90mm,扫描线间距最小为 0.1mm,点间距为 0.075mm,精度为 20 $\mu$ m。利用 VS2010,开发了 C++ 的 Polyworks 软件的二次开发程序,调整六维组合平移台对 3 个缝隙进行检测。缝隙 1: 间隙为 0.6mm,阶差为 0.3mm; 缝隙 2: 间隙为 1.0mm,阶差为 0.5mm; 缝隙 3: 间隙为 3.0mm,阶差为 1.0mm,各扫描 10 次。

超平面法向对齐质量由前文所述 PCA 估计的法向量与对缝单侧点云法向量的夹角所决定,夹角越小, SVM 超平面对齐质量越高,位移项调整仅受法向对齐质量与点云密度的影响,因此仅对法向夹角进行验证。每个缝隙选择 3 组数据计算法向夹角,数据结果如表 1 所示,9 组点云数据的法向夹角在 1.52 $^\circ$  以下。

对图 11~13 中的间隙阶差值求取误差均值与标准差,如表 2 所示。阶差的误差均值为 0.02mm,间隙的误差均值为 0.029mm。

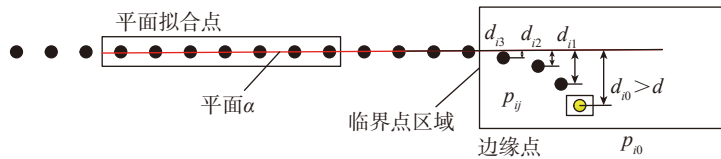


图9 临界点提取  
Fig.9 Extraction of critical points

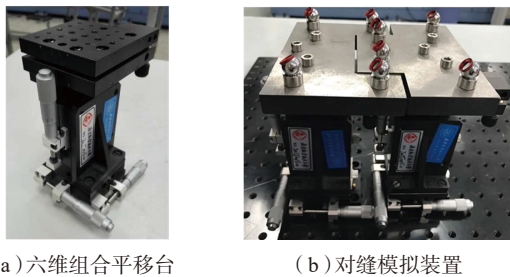


图10 试验装置  
Fig.10 Experimental device

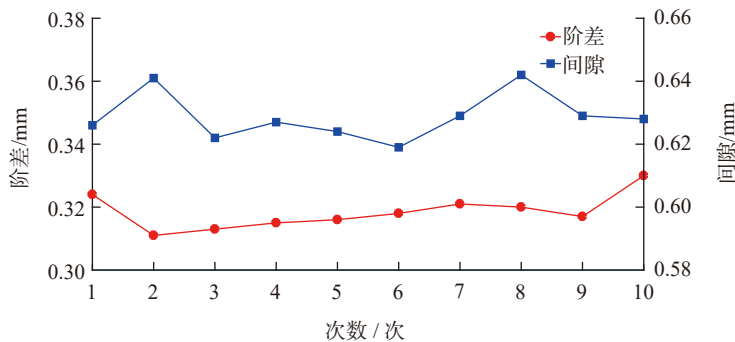


图11 缝隙1测量结果  
Fig.11 Measurement result of gap1

表1 法向夹角  
Table 1 Normal angles

测量次数	夹角/( $^\circ$ )
1	1.52
2	1.40
3	1.48
4	1.50
5	1.51
6	1.47
7	1.48
8	1.49
9	1.50

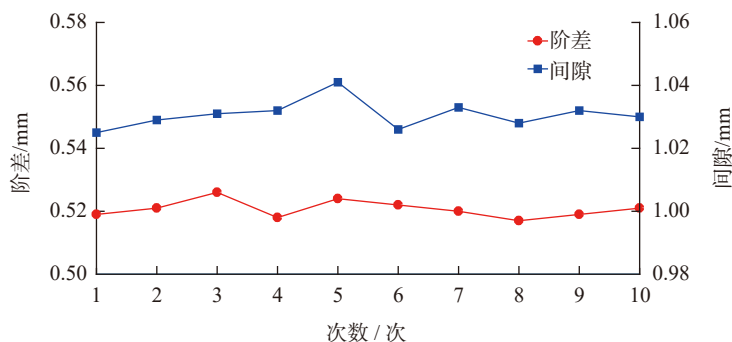


图12 缝隙2测量结果  
Fig.12 Measurement result of gap2

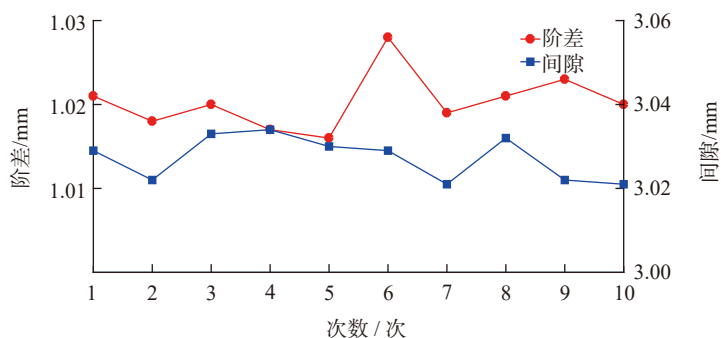


图13 缝隙3测量结果  
Fig.13 Measurement result of gap

表2 间隙阶差的均值误差

Table 2 Mean error of each gap and flush mm

缝隙编号	理论阶差	实测阶差	阶差标准差	误差	理论间隙	实测间隙	间隙标准差	误差
缝隙1	0.3	0.319	0.0056	0.019	0.6	0.629	0.0074	0.029
缝隙2	0.5	0.521	0.0045	0.021	1	1.031	0.0045	0.031
缝隙3	1	1.020	0.0053	0.02	3	3.027	0.0053	0.027

## 结论

提出了基于SVM的对缝点云数据间隙阶差提取的新方法,此方法具有非常好的稳定性,不易受到点云质量缺陷的影响,并且具有普适性,适用于各领域的对缝检测。通过试验验证,此方法的间隙测量精度达0.03mm,阶差测量精度达0.02mm。

本方法研究对象为两侧存在微小曲率的对缝结构间隙阶差检测,

当两侧的曲率过大时,通过拟合两侧平面筛选临界点的方法将不再适用。由数学模型可知,拟合平面对间隙阶差提取精度影响较小,临界点的提取显得较为关键,因此大曲率结构的对缝检测可以着重研究临界点的提取。

## 参考文献

[1] KOSMOPOULOS D, VARVARIGOU T. Automated inspection of gaps on the

automobile production line through stereo vision and specular reflection[J]. Computers in Industry, 2001, 46(1): 49-63.

[2] YI S, SUH J, HONG Y, et al. Active ranging system based on structured laser light image[C]// Proceeding of Science Conference 2010. New York: IEEE, 2010.

[3] LI G, YAKUP G, ERWAN B. Hough transform approach to gap measurement in blade inspection: US9137462[P]. 2015-09-15.

[4] TRAN T T, HA C K. Non-contact gap and flush measurement using monocular structured multi-line light vision for vehicle assembly[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2018, 16(5): 2432-2445.

[5] 沈昌力. 飞机装配阶差与间隙视觉测量技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.

SHEN Changli. Research on aircraft assembly stepped difference and gap vision measurement technique[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013.

[6] 张卡. 面向飞机蒙皮接缝的线结构光检测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.

ZHANG Ka. Study of detecting aircraft skin joint based on structured light vision[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011.

[7] 陈松林, 夏仁波, 赵吉宾, 等. 基于光栅投影测量的蒙皮对缝检测技术研究[J]. 航空制造技术, 2018, 61(5): 32-36, 50.

CHEN Songlin, XIA Renbo, ZHAO Jibin, et al. Research on measurement technique of flush and gap between aircraft skins based on grating projection technology[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(5): 32-36, 50.

[8] 严成, 黄翔, 李泷泉, 等. 基于三维激光扫描的蒙皮对缝检测研究[J]. 航空制造技术, 2017, 60(10): 70-74, 78.

YAN Cheng, HUANG Xiang, LI Shuanggao, et al. Research on detection of skin seam based on 3D laser scanning[J].

Aeronautical Manufacturing Technology, 2017, 60(10): 70-74, 78.

[9] 李航, 孙景文. 最大熵阈值分割和包围盒划分的三维重建算法研究[J]. 机械设计与制造, 2017(12): 187-190, 194.

LI Hang, SUN Jingwen. Research on 3D reconstruction algorithm based on maximum entropy threshold segmentation and bounding box division[J]. Machinery Design & Manufacture, 2017(12): 187-190, 194.

[10] 宣伟, 花向红, 邹进贵, 等. 自适应最优邻域尺寸选择的点云法向量估计方法[J/OL]. 测绘科学: 1-13[2020-02-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4415.P.20190622.1424.012.html>.

XUAN Wei, HUA Xianghong, ZOU Jingui, et al. A new method of normal estimation for point cloud based on adaptive optimal neighborhoods[J/OL]. Science of Surveying and Mapping: 1-13[2019-07-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4415.P.20190622.1424.012.html>.

net/kcms/detail/11.4415.P.20190622.1424.012.html.

[11] 王兆丰, 闫镔, 童莉, 等. 自适应邻域尺寸选择的点云法向量估计算法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(4): 1322-1326.

WANG Zhaofeng, YAN Bin, TONG Li, et al. Normal estimate method of point clouds based on adaptive neighbor size[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(4): 1322-1326.

[12] 付子熾, 徐洋, 吴招娣, 等. 基于增量学习的SVM-KNN网络入侵检测方法[J/OL]. 计算机工程: 1-9[2019-07-29]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.00>.

FU Zixi, XU Yang, WU Zhaodi, et al. SVM-KNN intrusion detection method based on incremental learning[J/OL]. Computer Engineering: 1-9[2019-07-29]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.00>.

[13] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清

华大学出版社, 2016.

ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.

[14] 曹彩霞. 三角网格模型分割及其简化应用[D]. 无锡: 江南大学, 2008.

CAO Caixia. Triangle model segmentation and application for simplification[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2008.

[15] 张杰, 黄翔, 李沈泉, 等. 基于T-scan测量的薄壁钣金件孔特征重构[J]. 工程科学学报, 2017, 39(6): 917-923.

ZHANG Jie, HUANG Xiang, LI Shuanggao, et al. Hole feature reconstruction of thin-walled sheet metal parts based on T-scan Measurement[J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(6): 917-923.

通讯作者: 李沈泉, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为飞机数字化装配技术与装备, E-mail: [lishuanggao@nuaa.edu.cn](mailto:lishuanggao@nuaa.edu.cn).

## Extraction Method of Gap and Flush of Three-Dimensional Seam Point Clouds Based on SVM

ZHANG Bo<sup>1</sup>, LI Shuanggao<sup>1</sup>, HAO Long<sup>1</sup>, ZHU Kui<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics,

Nanjing 210016, China;

2. Shenzhen JT Automation Equipment Co., Ltd., Shenzhen 518216, China)

**[ABSTRACT]** Gap and flush generated among aircraft assembly should satisfy specific requirements, which should be precisely extracted in order to ensure the quality of assembly. Because of seam's uneven size and noise of the data, gap and flush are difficult to extract accurately. Therefore, this paper proposes a method to extract gap and flush of three-dimensional point cloud of seam based on SVM (Support Vector Machine). Firstly, mathematical model is established according to distribution characteristics of point cloud, in order to identify the feature points that need to be extracted. Secondly, measuring position points are planned and discreted according to the boundary of the digital model. Take the measured position points as the geometric center, and subpoint cloud is extracted based on PCA (Principal Component Analysis) and bounding box. Thirdly, point cloud is segmented by hyperplane which is adjusted. Then, boundary points, edge points and critical points are extracted by triangler point cloud. Finally, gap and flush are extracted according to mathematical models. The accuracy and stability of the method were verified through designed experiments. Experiments show that gap measurement mean error is less than 0.03mm as well as the flush measurement mean error is less than 0.02mm.

**Keywords:** Point cloud segmentation; Support Vector Machine (SVM); Feature points; Gap and flush;

Principal Component Analysis (PCA)

(责编 阳光)