

# 基于 SIFT 算法及阈值筛选的点云配准技术研究

顾旭波<sup>1</sup>, 张永举<sup>1</sup>, 张健<sup>1</sup>, 吴良成<sup>2</sup>, 郭玲<sup>2</sup>

(1. 江苏省特种设备安全监督检验研究院 吴江分院, 江苏 苏州 215200;

2. 南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

**摘要:** 随着三维测量技术应用领域的逐渐拓宽, 点云数据处理技术的需求日益迫切, 而多视点云配准, 是其中的基础技术环节; 在此针对传统 ICP 算法鲁棒性差、对迭代初值敏感、计算效率低等缺点, 提出一种 SIFT 算法与阈值筛选相结合的点云配准算法; 在参考点云和待配准点云中, 通过计算 SIFT 关键点及各点主曲率, 获得初始匹配点集; 然后根据相似三角形阈值和法向量夹角阈值, 进一步优化点对间的旋转平移关系; 实验结果证明, 相对于传统算法, 改进算法能够以更短的时间来获得准确的配准效果, 并且其自动化程度高以及能有效提高点云配准的效率和精度。

**关键词:** 关键点; SIFT 算子; 点云配准; 相似三角形

## Research on Point Cloud Registration Technology Based on SIFT Algorithm and Threshold Filter

Gu Xubo<sup>1</sup>, Zhang Yongju<sup>1</sup>, Zhang Jian<sup>1</sup>, Wu Liangcheng<sup>1</sup>, Guo Ling<sup>2</sup>

(1. Special Equipment Safety Supervision Inspection Institute of Jiangsu Province, Wujiang Branch, Suzhou 215200, China; 2. School of Automation, Nanjing university of science and technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** With widening application of 3D measurement technology, the demand for cloud point data processing technology is becoming more and more urgent, and the multi view point cloud registration is one of the fundamental technologies. A point cloud registration algorithm combining SIFT algorithm with threshold selection is proposed to overcome the disadvantages of the traditional ICP algorithm, such as poor robustness, sensitive to iterative initial value and low computational efficiency. Firstly, the initial matching set between the reference point cloud and the point cloud to be registered is obtained by calculating the SIFT key points and their main curvatures; then rotation and translation between corresponding are optimized based on the similar triangle threshold and the vector angle threshold. Experiments show that, compared with the traditional algorithm, the improved algorithm can achieve accurate registration results in shorter time, and it is highly automated and can effectively improve the efficiency and accuracy of point cloud registration.

**Keywords:** key point; SIFT operator; point cloud registration; similar triangles

## 0 引言

近十年来, 随着电子、计算机技术的发展, 三维测量设备的成本不断降低、应用领域不断拓宽, 涵盖了工业生产、生物复制、医疗医学、教育教学等各个领域。

不同的三维测量技术, 有不同的适用范围, 主要有: 1) 接触式测量, 如三维坐标测量机、多自由度测量臂等, 适于少量关键点的测量; 2) 基于激光技术的测量, 适于中长距离、规模较大的被测对象, 测量速度相对较慢、精度较低; 3) 基于结构光技术的测量, 适用于较近距离、较小物体的测量, 测量速度较快、精度高<sup>[1]</sup>。

三维测量设备采集到的数据称作点云, 是物体表面采样点、相对于测量设备内部的坐标原点和坐标轴的三维坐标, 数据量大、且点之间没有明确的拓扑关系, 一般称作散乱点云, 必须经过处理才能得到有用的信息。一般来说, 测量过程往往

要经过多点测量, 因此, 点云数据处理首要的问题, 就是将多个测量点得到的点云数据配准至同一坐标系下, 也称作点云拼接。

常用的点云配准方法有: 1) 在被测表面预置标记点, 测量时, 需保证两次测量数据中至少有 3 个以上不共面的公共标记点, 从而解算出两坐标系间的变换关系; 2) 基于 ICP (Iterative Closest Point, 最近点迭代) 算法, 利用两幅点云中重叠部分的数据进行迭代, 直至距离最小。可见, 依靠算法的点云配准优势体现在, 无需在物体表面布置标记点, 工作量大、且适用于不允许表面粘贴的被测物; 但其弊端在于, 传统 ICP 算法对初值的要求较高, 即两幅待配准点云的初始位置要较为接近, 一般通过手工方式实现, 因而影响了算法的自动化程度。

本文从初始匹配入手, 首先依据 SIFT 算法提取关键点集, 并计算其中各点主曲率, 进而得到初始匹配点对; 然后通过法向量夹角阈值以及相似三角形阈值去除错误的对应点对, 而后运用最小二乘法以及 SVD (Singular Value Decomposition) 法进行点云变换矩阵的求解。实验证明, 本文的算法能更好的满足实际应用需求。

## 1 点云的粗配准

点云配准的主要目的就是得到参考点云与待配准点云之间

收稿日期: 2017-05-22; 修回日期: 2017-06-08。

基金项目: 江苏省质监局 2016 年度科研项目 (KJ168357)。

作者简介: 顾旭波 (1970-), 男, 江苏无锡人, 硕士, 主要从事特种设备安全方向的研究。

郭玲 (1976-), 女, 江苏南京人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事三维点云数据处理方向的研究。

的对应关系，从而求取两点云间的旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $T$ 。为降低两个点云之间的旋转错位以及平移错位，减少精确配准的计算量，点云的粗配准是配准技术不可或缺的一个环节。粗配准是在没有估计两个点云初始位置关系的前提下，粗略地估算出点云之间的旋转平移参数。

目前粗配准的研究技术，Chua<sup>[2]</sup>等提出一种点签名法，该方法首先计算得到每个点的特征描述，然后比对两片点云的点特征从而完成点云的初始配准。这种方法需要计算每个点的特征，使其计算过程庞大而且复杂，不利于大数据点云的配准。Feldmar<sup>[3]</sup>等提出一种基于主曲率的粗配准，该算法计算点的主曲率，然后通过点云之间主曲率相似的点来进行点云的粗配准。这个算法不仅容易受到噪声点的影响，而且由于边缘点的存在，容易得到错误的初始匹配。钟莹<sup>[4]</sup>等提出一种基于 PCA (Principal Components Analysis) 的粗配准，该算法对点云计算均值以及协方差矩阵，并以均值点为原点，以协方差矩阵的特征向量为坐标轴构建新的坐标系，把两点云转换到新坐标系下完成粗配准。许斌<sup>[5]</sup>等提出一种基于特征的配准方法，首先估算出点云的点法向量，然后把点云以点云密度的不同来划分区段，再以不同区段的主曲率的极值为条件来得到点云的初始配准参数。

本文首先使用 SIFT 算法来提取点云的关键点，从而方便后续点云主曲率的计算，并比对主曲率的极值来得到初始的配准点对，完成点云之间的粗配准。

### 1.1 关键点提取

SIFT 特征匹配算法是 David G. Lowe 教授基于现有不变量技术特征检测方法提出的，是一种基于尺度空间并对图像缩放、旋转甚至仿射变换保持不变性的特征匹配算法<sup>[6]</sup>。

关键点又叫兴趣点，它是 3D 点云上通过定义检测标准从而获取到的具有稳定性、区别性的点集。依技术而言，关键点相比于原始点云来说，其包含的数据量大大减少。而且结合关键点与局部特征描述形成的关键点描述子，可以一定程度上代表原始点云，这就为后续点云的主曲率计算提供相当大的便利。

SIFT 算法提取关键点的主要步骤如下：

1) 关键点的检测。对输入点云，构造尺度高斯金字塔 LOG (Laplacian of Gaussian)；依据 DOG (Difference of Gaussian) 算子，构造高斯差分金字塔 DOG；差分金字塔中的每一个像素点与周围的 26 个像素点进行灰度值比较；若该点为极点，则把该点作为候选极值点，也就是关键点。

2) 关键点的筛选。通过三维二次函数精确定位关键点，然后分析并除去低对比度关键点和边缘响应关键点，最终筛选出关键点集。

假设参考点云为  $A$ ，待配准点云为  $B$ ，经过上述算法的提取，可以得到  $A$ 、 $B$  关键点的集合  $A_l = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_{m'}\}$  和  $B_l = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_{n'}\}$ ，其中  $m'$  和  $n'$  是  $A$ 、 $B$  点云中关键点数。

### 1.2 初始匹配点对搜索

点的曲率表示该点的局部领域曲面的变化趋势，是点的一种重要的几何特征。而且曲率作为二次导数，很容易就受到噪声的干扰，所以用曲率来搜索匹配点对能有效地抑制噪声，提高点云配准的效率<sup>[7]</sup>。

对于给定点云  $A$ ，计算其中任意一点  $a_i$  的曲率，由于曲面和由  $a_i$  的法向量和某一切向量所确定的平面的交集是一个

平面曲线，如此就有一个曲率；若选择不同的切向量，这个曲率会发生变化，并且有两个极值即最大和最小曲率，称为主曲率  $k_1$  和  $k_2$ ，极值方向即为主方向。通过两个主曲率可以得到点  $a_i$  处的另外两种曲率形式：高斯曲率和平均曲率。高斯曲率  $K$  反映了某一点处曲面的一般弯曲程度，而平均曲率  $H$  在微分几何中是一个“外在的”弯曲测量标准，局部描述了该曲面嵌入在周围三维空间中的曲率。

目前，曲率的估算方法中最常用的是二次曲面拟合方法。假设二次曲面  $S(u, v)$  用式表示：

$$S(u, v) = au^2 + buv + cv^2 + du + ev \quad (1)$$

通过上式可以得到第一基本常量  $E$ 、 $F$ 、 $G$  和第二基本常量  $L$ 、 $M$ 、 $N$ ，以此和  $a_i$  点的法向量  $\vec{n}$  来表示高斯曲率  $K$  和平均曲率  $H$ ，其中：

$$\begin{cases} E = S_u^2 \\ F = S_u \cdot S_v \\ G = S_v^2 \end{cases}, \begin{cases} L = \vec{n} \cdot S_{uu} \\ M = \vec{n} \cdot S_{uv} \\ N = \vec{n} \cdot S_{vv} \end{cases} \quad (2)$$

$$K = k_1 \cdot k_2 = \frac{LN - M^2}{EG - F^2} \quad (3)$$

$$H = \frac{k_1 + k_2}{2} = \frac{EN - 2FM + GL}{2(EG - F^2)} \quad (4)$$

由此可以得出，主曲率  $k_1$  和  $k_2$  的计算公式：

$$\begin{cases} k_1 = H - \sqrt{H^2 - K} \\ k_2 = H + \sqrt{H^2 - K} \end{cases} \quad (5)$$

以  $a_i$  点的主曲率为判断条件遍历待配准点云，则可得到与  $a_i$  点曲率相差不大的匹配点。由于实际测量以及曲率计算不可避免地产生误差，需要建立约束条件来得到匹配点对：

$$\begin{cases} |k_1(a_i) - k_1(b_j)| / (k_1(a_i) + k_1(b_j)) < \delta_1 \\ |k_2(a_i) - k_2(b_j)| / (k_2(a_i) + k_2(b_j)) < \delta_1 \end{cases} \quad (6)$$

式中， $\delta_1$  为误差阈值， $b_j$  为待匹配点云中的任意一点。当  $b_j$  满足上式时， $(a_i, b_j)$  记为一对匹配点；否则，舍弃；依此方法遍历待匹配点云中的所有点。

## 2 点云的精配准

通过前面的粗配准，已得到一些初始匹配点对，但由于有很多相似曲率的点以及误差的存在，使得配准的效率远远达不到实际应用的要求。因此，仍需进行精配准。

本文基于前述方法获得的初始匹配点集，采用相似三角形阈值以及法向量夹角阈值等特征，对点对进一步进行筛选，从而提高配准的精度及效率，最后运用最小二乘法以及 SVD 法求解刚体变换矩阵。

### 2.1 相似三角形阈值筛选

对于任意一个三角形，在经过比例放大、旋转、平移变换之后，总是与原三角形相似的。可在点云配准中应用此特性，在参考点云与待配准点云中分别构建三角形，依据相似原理，明确点集的对应关系。

假设在  $A$  中任意 3 个不共线的点  $a_i, a_j, a_k$ ，在  $B$  中找到各自的对应点  $b_u, b_v, b_w$ ，假设  $(a_i, b_u)$  和  $(a_j, b_v)$  是确定的对应点，判断  $(a_k, b_w)$  是否为对应点。由上述原理可知，不管两个点集之间存在怎样的旋转和平移，由二者构成的的三角形总是相似的。两三角形的各边长如下表示：

$$\Delta a_{ij} = a_i - a_j, \Delta a_{ik} = a_i - a_k, \Delta a_{jk} = a_j - a_k \quad (7)$$

$$\Delta b_{uv} = b_u - b_v, \Delta b_{uw} = b_u - b_w, \Delta b_{vw} = b_v - b_w \quad (8)$$

由相似原理, 可以得到下列对应关系:

$$\left\| \frac{\Delta a_{ij}}{\Delta b_{uv}} \right\| = \left\| \frac{\Delta a_{ik}}{\Delta b_{uv}} \right\| = \left\| \frac{\Delta a_{jk}}{\Delta b_{uv}} \right\| \quad (9)$$

定义两个三角形的相似度  $\omega$  的过程如下:

$$\alpha_{ij} = \left\| \frac{\Delta a_{ij}}{\Delta b_{uv}} \right\|, \alpha_{ik} = \left\| \frac{\Delta a_{ik}}{\Delta b_{uv}} \right\|, \alpha_{jk} = \left\| \frac{\Delta a_{jk}}{\Delta b_{uv}} \right\| \quad (10)$$

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{3}(\alpha_{ij} + \alpha_{ik} + \alpha_{jk}) \quad (11)$$

式中,  $\alpha_{ij}$ 、 $\alpha_{ik}$ 、 $\alpha_{jk}$  分别为各对应边的比,  $\bar{\alpha}$  为对应边比的平均值。根据上述各比值的方差定义相似度:

$$\omega = \frac{1}{3} \sqrt{(\alpha_{ij} - \bar{\alpha})^2 + (\alpha_{ik} - \bar{\alpha})^2 + (\alpha_{jk} - \bar{\alpha})^2} < \delta_2 \quad (12)$$

若二者组成的三角形的相似度  $\omega$  大于给定阈值  $\delta_2$ , 则剔除  $a_k$  和  $b_w$  对应点对, 否则保留。

## 2.2 法向量夹角阈值筛选

相似三角形阈值筛选能够去除部分误匹配点, 但对于存在噪声的点云, 基于一种特征的筛选往往达不到稳定的效果。因此, 本文通过法向量夹角阈值法进一步进行筛选。

目前, 点云的法向量估计方法中使用最广泛的是局部表面拟合法, 即将任意点  $a_i$  的邻域所拟合的最小二乘曲面的法向量, 作为  $a_i$  的法向量。但该方法只能得到法向量所在的直线, 无法确定其内、外指向。本文使用文献 [8] 中的算法解决上述问题。该算法以法向距离阈值为判断条件, 可以将点云划分为平坦点和非平坦点, 在进行法向量方向调整时, 依据点的种类的不同选择不同的调整顺序, 加快了调整路径的选择速率, 提高法矢方向调整的效率和, 而且还用了三次最近距离法解决了死锁问题。

以经过相似三角形阈值筛选的点集为研究对象, 计算各点的法向量, 设定夹角阈值  $\theta$  进行筛选。步骤如下:

Step1: 选取经过主曲率判断的初始匹配点集  $A'$  和  $B'$ 。通过  $K$  邻域协方差分析法计算各点集中点的法向量。

协方差公式如下:

$$Cov(p_i) = \sum_{p_j \in nbhd(p_i)} (p_j - \bar{p})(p_j - \bar{p}) \quad (13)$$

式中,  $nbhd(p_i)$  是  $p_i$  的  $K$  邻域,  $\bar{p}$  是  $nbhd(p_i)$  的质心。求解协方差矩阵的三个特征值,  $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$ ,  $\lambda_1$  所对应的特征向量即是  $p_i$  的法向量。

Step2: 归一化各对应点的法向量, 计算夹角  $\beta$ , 若  $\beta$  小于设定的阈值  $\theta$ , 保留此对应点对, 否则剔除。

## 2.3 改进的点云配准算法

点云配准算法的基本原理是使用最小二乘法的优化思想, 通过计算下列函数, 获得使其取得最小值的  $R$  和  $T$ , 也就是刚体变换矩阵<sup>[3-5,9]</sup>。

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \sum_{i=1}^N \|B_i - (\mathbf{R}A_i + \mathbf{T})\|^2 \quad (14)$$

式 (7) 中,  $A_i$  为参考点集;  $B_i$  为待配准点集中对应  $A_i$  的最近点;  $\mathbf{R}$  为  $3 \times 3$  的旋转矩阵;  $\mathbf{T}$  为  $3 \times 1$  的平移矢量。  $f(\mathbf{R}, \mathbf{T})$  是参考点集经过变换后, 其中任意点与其在待配准点集中的对应点的距离平方和。只有当  $f(\mathbf{R}, \mathbf{T})$  达到最小时, 此时的  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{T}$  才是最终的刚体变换矩阵。

基于上文的总结, 本文提出了一种改进算法, 步骤如下:

Step1: 在点集  $A$  和  $B$  中, 根据 SIFT 算子, 选择关键点集  $A_{i0}$  和  $B_{i0}$ 。

Step2: 对关键点集  $A_{i0}$  和  $B_{i0}$ , 依据主曲率搜索初始匹配点集  $A_{i1}$  和  $B_{i1}$ 。

Step3: 对点集  $A_{i1}$  和  $B_{i1}$  应用相似三角形阈值进行筛选, 剔除错误的匹配点对, 得到对应点集  $A_{i2}$  和  $B_{i2}$ 。

Step4: 对点集  $A_{i2}$  和  $B_{i2}$  应用法向量夹角阈值进一步的筛选, 选定需要计算的初值对应点集  $A_{i3}$  和  $B_{i3}$ 。

Step5: 应用 SVD (Singular Value Decomposition) 法求得点集  $A_{i3}$  和  $B_{i3}$  之间的旋转矩阵  $R$  和平移矢量  $T$ 。

Step6: 计算  $A_{i4} = R_1 A_{i3} + T_1$ , 也即是点云点集  $A_{i3}$  经过变换后所得点集  $A_{i4}$ , 然后重复 Step4 到 Step6, 直到满足条件:

$$\begin{cases} d_k - d_{k+1} < \delta_3 \\ d_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|B_{ik} - A_{ik}\|^2 \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $R_k$  和  $T_k$  为第  $k-2$  次迭代所得到的旋转矩阵和平移矩阵;  $\delta_3$  表示大于零的误差阈值, 也是收敛判断条件。

## 3 实验结果与分析

本文算法在 VS2013 平台上使用 C++ 语言实现, 并调用点云处理函数库 PCL 1.8.0 实现<sup>[9-11]</sup>, 电脑主频 2.3 GHz, 内存 8 G, 操作系统为 Windows 10 64 位。

为了验证本文改进 ICP 算法的精度以及效率, 与传统 ICP 算法相比较, 进行了三维点云配准实验。原始点云数据来源于 DAVID SLS-3 结构光 3D 扫描仪所采集的猫模型和吊钩数据。前者包含约 1 万个数据点, 后者约 26 万个。

图 1 为猫模型的实验结果。其中图 1 (a) 为原始数据, 因两次分别从不同位置采集数据, 导致数据在各自的局部坐标系下, 因此在视图上是分离的; 图 1 (b) 为使用传统 ICP 算法的配准结果, 配准精度差强人意, 但无法满足高精建模和测量的要求; 图 1 (c) 为本文算法的结果, 可见, 配准的精细度有显著提高, 尤其在耳朵、腿等部位效果尤其明显。



图 1 猫模型点云的配准

图 2 为吊钩点云的实验结果。图 2 (a) 为原始数据; 图 2 (b) 为传统 ICP 算法的结果, 匹配出现了明显的错误; 图 2 (c) 为本文算法的实验结果, 能够较好地满足应用需求。此外, 算法精度的定量化描述及时间效率如表 1 所示, 通过与原始算法的比较, 体现了本文改进算法的优势。



图 2 吊钩点云的配准

表 1 算法性能比较

被测物体	点数/个	时间/ms		误差	
		传统 ICP 算法	本文算法	传统 ICP 算法	本文算法
猫模型	10000	673514	11655	0.0073	0.0006
吊钩	269327	1.042e6	1.263e4	0.2739	0.0011

## 4 结语

点云配准在三维测量技术中的作用举足轻重, 精确、高效的配准是对后续建模、测量等处理的有力保证。本文提出的改进点云配准算法, 先利用 SIFT 算子找到关键点集, 使用主曲率进行粗配准, 运用阈值改进的点云配准算法进行精确配准, 提高了算法效率。经过实验表明: 与传统 ICP 算法相比较, 本文算法在计算速率以及配准效果上都有明显的优势, 满足了实际应用的要求。

### 参考文献:

- [1] 郑南宁. 计算机视觉与模式识别 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.
- [2] Chua C S, Jarvis R. Point Signatures: A new representation for 3D object recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 25 (1): 63-85.
- [3] Feldmar J, Ayache N. Rigid, affine and locally affine registration of free-form surfaces [M]. Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [4] 钟莹, 张蒙. 基于改进 ICP 算法的点云自动配准技术 [J]. 控制工程, 2014, 21 (1): 37-40.
- [5] 许斌, 李忠科, 吕培军, 等. 基于特征点云精确配准算法 [J].

较好的去噪效果, 并且具有良好的扩展性。该方法虽然操作简单, 但图像视觉效果不佳。为此, 提出一种 ARM 架构下计算机图像并行化处理技术研究方法。该方法通过非局部均值去噪算法对图像进行去噪, 再利用小波变换方式进行边缘检测, 最后通过非线性增强算法对图像进行增强, 完成在 ARM 架构下计算机图像并行化处理技术的研究。仿真实验表明, 所提方法能够提高图像处理效率和视觉效果, 具有可实践性。

缘, 而且抑制噪声的能力更强, 检测出的图像边缘比较连续, 包含的图像细节较多, 而 Canny 边缘检测虽然除去了噪声, 但丢失了图像局部边缘的细节信息, 本文所提方法不仅能保留图像细节边缘, 还可以丢弃无用的图像噪声点, 保留有用的图像信息, 使经过边缘检测的图像连续并且清晰准确。图 2 表示不同图像增强方法的效果对比。



图 2 不同方法的图像增强效果

由图 2 能看出, 在对原始图像进行图像增强时, 直方图均衡化增强在一定程度上可提高图像的层次感, 但直方图均衡化并没有对图像的灰度进行调整, 使图像看起来颜色较暗, 直方图均衡化在增强图像的同时也增强了图像的背景, 过程较为复杂, 不适合进行进一步的研究与分析, 而本文所提方法, 能有效的提高图像的对比值。

仿真实验表明, 所提方法可对图像进行并行化处理, 解决图像处理时处理速度较慢以及视觉效果较差的问题, 具有较大的发展潜力以及广泛的实用价值

## 4 结论

当前采用对各种变换频域图像特征提取与计算机图像集合特征提取相结合的方式, 避免对提取图像过程中图像形状描述不佳和提取图像特征向量维数较低的情况。仿真实验表明, 通过对图像进行特征提取可以将图像纹理特征表述详细, 继而更好地展示图像效果。该方法应用在图像处理技术中, 能够得到

计算机应用与软件, 2013 (11): 112-114.

- [6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2): 91-110.
- [7] 欧阳江帆. 基于几何特征向量的三维人脸识别研究 [D]. 厦门: 厦门大学, 2009.
- [8] 刘大峰, 戴宁, 孙全平, 等. 面向曲面重构的切平面法矢方向调整算法 [J]. 机械科学与技术, 2008, 27 (2): 192-197.
- [9] Saad K R, Colombo A S, Ribeiro A P, et al. Reliability of photogrammetry in the evaluation of the postural aspects of individuals with structural scoliosis [J]. Journal of Bodywork & Movement Therapies, 2012, 16 (2): 210-216.
- [10] Senin N, Colosimo B M, Pacella M. Point set augmentation through fitting for enhanced ICP registration of point clouds in multisensor coordinate metrology [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29 (1): 39-52.
- [11] Point cloud library website. Point cloud data [EB/OL]. [2014-10-06]. <http://www.pointclouds.org/> (in Chinese). [PCL 点云库官网. 点云数据库 [EB/OL]. [2014-10-06]. <http://www.pointclouds.org/>.

### 参考文献:

- [1] 江燕, 王敬东. 图像处理在平面零件分拣控制中的应用 [J]. 电气传动, 2015, 45 (2): 76-80.
- [2] 伍云霞, 田一民. 基于字典学习的煤炭岩图像特征提取与识别方法 [J]. 煤炭学报, 2016, 41 (12): 3190-3196.
- [3] 张晓琳, 崔宁宁, 杨涛, 等. 一种分层显著点的炉内火焰图像特征提取方法 [J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36 (7): 1587-1590.
- [4] 顾明, 郑林涛, 尤政. 基于颜色空间转换的交通图像增强算法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (8): 1901-1907.
- [5] 云海蛟, 吴志勇, 王冠军, 等. 结合直方图均衡和模糊集理论的红外图像增强 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27 (8): 1498-1505.
- [6] 王亮. 超分辨率图像的小特征增强方法研究与仿真 [J]. 计算机仿真, 2016, 33 (8): 373-376.
- [7] 江丽. 基于 Matlab 空间域算法的图像增强技术的研究与应用 [J]. 电子设计工程, 2016, 24 (22): 131-133.
- [8] 严传波, 木拉提·哈密提, 李莉, 等. 基于解析 Fourier-Mellin 矩新疆草药图像综合特征的检索研究 [J]. 科技通报, 2016, 32 (3): 47-52.
- [9] 齐兴斌, 赵丽, 李雪梅. 基于 BIRCH 聚类加速的彩色图像增强算法 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (4): 137-140.
- [10] 袁玲, 黄靖, 刘娅琴, 等. 基于图像融合的去掌纹手掌静脉图像增强方法 [J]. 科学技术与工程, 2016, 16 (36): 48-54.