

# 采空区三维激光扫描点云数据处理方法

陈 凯 张 达 张元生

(北京矿冶研究总院, 北京 100160)

**摘要** 采空区传统监测方法存在观测数据量少、无法或难以监测无人空区、不能定量观测空区垮落等缺点。采空区三维激光扫描仪可以有效、全面地扫描采空区的三维形态,但是由于矿山现场粉尘、水汽及仪器本身等的影响,获取的点云存在着各种噪声,并且由于现场地面可能会发生变形,前后两次扫描的点云并不能够完全重叠,这为点云的后续利用带来很大麻烦。为此,根据采空区点云的实际情况,提出了基于KD Tree的点云去噪方法和基于点云特征的配准方法,实验表明该方法可以有效地去除点云中存在的噪声及对点云进行配准,为后续的点云利用提供了数据基础。

**关键词** 激光光学;数据处理;KD Tree;去噪;配准

**中图分类号** TD178 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0812003

## Point Cloud Data Processing Method of Cavity 3D Laser Scanner

Chen Kai Zhang Da Zhang Yuansheng

(Beijing General Research Institute of Mining and Metallurgy, Beijing 100160, China)

**Abstract** The traditional cavity monitoring measures have many shortcomings, including of obtaining little of data, being difficult to monitor the unmanned cavity, and not calculating the volume of the cavity accurately. The three-dimensional (3D) laser scanner for cavity can scan the cavity to obtain the 3D point cloud data effectively and roundly, but it is trouble to use these point clouds which will exist a lot of noise that is formed by the dusty, moisture and the 3D laser scanner, and the first point cloud and the second point cloud will be misaligned because the ground may have the emergence of deformation. To solve these problems, this paper puts forward the point cloud denoising algorithm based on KD Tree and registration algorithm based on characteristics of point cloud. The experiments show that these algorithms are effective to remove the noise in the point cloud and realize the registration of point cloud, the point cloud will provide the data basic for mine to use in the future.

**Key words** laser optics; data processing; KD Tree; denoising; registration

**OCIS codes** 120.4640; 120.5800; 120.6650

## 1 引 言

地下采空区由于高地压、高应力,除岩爆之外,采空区及巷道的大面积冒顶、片帮和严重的闭合变形等均是重要的地压灾害。而变形数据最能直接反映采空区的地压大小和活动程度,同时变形数据<sup>[1]</sup>也是最易于获得且可靠性很高的可观测数据。井下变形监测主要有岩体内部变形监测和空区变形监测两种。在传统的变形监测方法中,岩体内部变形监测主要采用多点位移计、钻孔倾斜仪等手段,空区

(含巷道)变形监测主要采用顶板沉降仪、收敛计、伸长仪、水准仪以及经纬仪等测量学方法。传统的变形监测方法存在以下缺点,即点观测时观测数据量少,无法或难以监测无人空区,人工观测时效率低、劳动强度大而且时效性差,不能定量观测空区垮落。通过本文研制的采空区三维激光扫描仪对采空区现场进行实时监测,可以更加快速、直观地获取采空区的形态,获取的采空区点云可以用来分析采空区的变形状况,但是在利用采空区的点云时会存在一些

**收稿日期**: 2013-02-23; **收到修改稿日期**: 2013-04-01

**基金项目**: 国家 863 计划(2008AA062101, 2011AA060405)、国际合作项目(S2012ZR0401)

**作者简介**: 陈 凯(1985—),男,硕士,工程师,主要从事矿山监控系统技术及矿山三维可视化等方面的研究。

E-mail: smith\_85@163.com

问题。

众所周知,矿山现场的工作条件是十分恶劣的,有许多粉尘、水汽等,这样的现场环境对采空区扫描会带来很大影响,扫描的点云会存在噪声点,这为后续的体积计算、形变分析都会带来麻烦,为此需要想办法把这些点云进行剔除<sup>[2-3]</sup>。目前比较通用的去噪方法有低通滤波算法、基于二阶微分算子去噪算法、基于最优化理论的去噪算法以及基于统计学方法的散乱点云去噪算法<sup>[4-5]</sup>等,但是在实际使用过程中发现这些算法并不能够对采空区散乱点云自动识别和有效去除。

本文提出了一种基于 KD Tree 的离散噪声点去除方法,可以有效地去除采空区噪声点。同时,当采空区三维激光扫描仪对采空区进行实时监测来识别采空区的形变的时候,需要把前后两次的采空区点云进行比对来识别形变产生区域,而前后两次扫描点云的重叠程度将对形变识别效果产生很大影响。由于采空区三维激光扫描仪长期安放在矿山现场,地面、仪器都有可能发生形变,这样前后两次扫描的点云的重合度将会受到影响。针对这种情况,采用特征匹配的方法改善了点云的重合度问题,为后续形变计算提供了保障。

## 2 KD Tree

采空区点云是一种杂乱无章的空间点云,如何有效地管理这些点云显得非常重要,本文采用的是 KD Tree<sup>[6-8]</sup>来管理采空区点云数据。

KD Tree 可进行任意维的切分,主要用于最近点的查找。排列  $k$  维空间,按照数据范围最大的一维进行分割,以此类推,直到叶子结点含一个数据点。KD Tree 是一种适于管理点云数据的索引结构。检索效率高,但插入和删除节点较复杂,改进了传统的 KD Tree 的数据结构,采用本文提出的索引结构,不仅检索效率高、邻域查找快速,而且插入和删除节点也十分简捷。

## 3 去 噪

提出一种基于 KD Tree 的离散噪声点去除方法,算法的主要思想是利用统计原理,通过计算点与邻域各点距离的均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ ,设置阈值  $\mu \pm \alpha\sigma$ ,如果邻域中某点的距离不在此区间,则认为该点为噪声点。

具体的操作过程是:对散乱点云  $P$  建立 KD

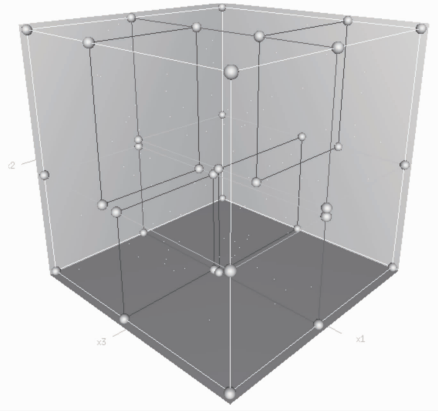


图 1 三维 KD Tree 结构图

Fig. 1 Three-dimensional structure of KD Tree

Tree;遍历点云  $P$ ,对点云中的每个点  $p$ ,通过 KD Tree 查找其  $N_p^k = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ ,  $k$  值可根据点云模型的大小来决定;计算  $N_p^k$  内每个点到当前点  $p$  的欧氏距离  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_k\}$ ;计算距离  $D$  的均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ ;最后判断如果某个点的距离  $d_i$  不在区间  $\mu \pm \alpha\sigma$  中,则将其对应的点去除; $\alpha$  的取值根据邻域的大小来决定。算法实现流程图如图 2 所示。

实验中,参数  $\alpha$  与  $k$  参数都是需要根据点云实际情况进行设置,因为扫描的点云有可能密,也有可能稀,噪声点可能离点云近,也可能离点云远,为了兼顾实际情况,使用这两个参数来进行调节,本文所使用的采空区点云比较密集,同时噪声与点云区分明显,设置去噪的区间为标准差范围就可以去除噪声,设置  $\alpha=1$  和  $k=30$ ,这是对点云数据经过多次实验所得出的较好的参数,其中有明显的噪声点去除,结果如图 3 所示。

第一组数据原始点云数据个数为 327728,去噪后点云数据个数为 325146,去噪百分比为 0.8%;第二组数据原始点云有 26766,去噪后点云数据点云中点的个数是 26658,去噪百分比为 0.4%。从图 4 可以看出点云的形态在去噪之后没有发生变化。

## 4 配 准

本文使用采空区三维激光扫描仪对采空区进行实时监测,用于监测其变形状况,但是,由于设备长期安放在现场,地面、设备都会有形变发生,导致前后两次扫描的点云不能够完全重合,这样就没办法有效地进行形变识别,针对这种情况,采用基于特征配对的配准方法来解决点云的重合度问题。

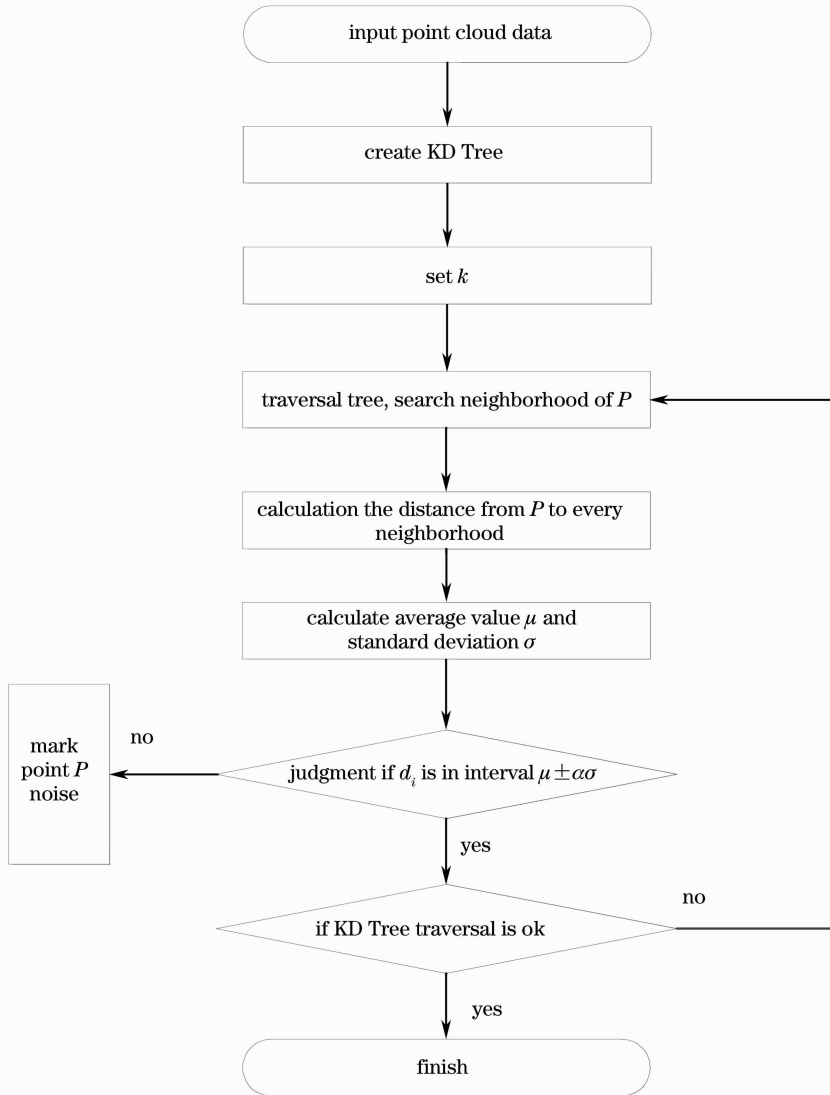


图 2 基于 KD Tree 的点云去噪算法流程图

Fig. 2 Flow diagram of point cloud denoising method based on KD Tree

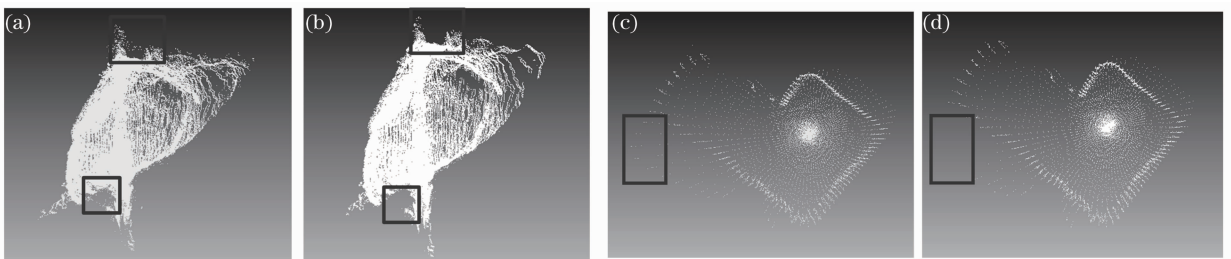


图 3 基于 KD Tree 的点云去噪效果图。(a)第一组原始点云;(b)第一组去噪结果;(c)第二组原始点云;(d)第二组去噪结果

Fig. 3 Results of point cloud denoising based on KD Tree. (a) First original point cloud; (b) denoising result of the first point cloud; (c) second original point cloud; (d) denoising result of the second point cloud

#### 4.1 提取配准特征对

不规则采空区点云存在凸起、尖角、边角等特殊

区域,其点密度比邻域高许多,并且与扫描过程及采样频率无关。图 4 中的  $P_1, P_2, P_3, Q_1, Q_2, Q_3$  为上述

特殊形态区域。采用 KD Tree 组织点云,  $P_C$  为点云集合,  $\text{card}(P_C)$  表示集合的点数。  $P_{\text{Leafi}}$  为树的任一叶子,  $p_i$  是任一扫描点。点云中心、叶子中心、叶子密度及相对密度如下计算:

1) 点云中心, 即点云中扫描点的平均中心可表示为

$$l_{\text{center\_}P_C} = \frac{1}{\text{card}(P_C)} \sum_{j=1}^{\text{card}(P_C)} p_j, \forall p_j \in P_C. \quad (1)$$

2) 叶子中心, 即叶内扫描点的平均中心可表示为

$$l_{\text{center\_}P_{\text{Leafi}}} = \frac{1}{\text{card}(P_{\text{Leafi}})} \sum_{j=1}^{\text{card}(P_{\text{Leafi}})} p_j, \forall p_j \in P_{\text{Leafi}}, \quad (2)$$

其中  $\text{card}(P_{\text{Leafi}})$  表示叶子中的点数。

3) 叶子密度, 即叶内点数与叶子体积之比可表示为

$$V_{\text{density\_}P_{\text{Leafi}}} = \frac{\text{card}(P_{\text{Leafi}})}{(L_{x\text{max}} - L_{x\text{min}})(L_{y\text{max}} - L_{y\text{min}})(L_{z\text{max}} - L_{z\text{min}})}. \quad (3)$$

4) 叶子邻域密度, 即邻域包含点数与邻域包围盒的体积之比可表示为

$$V_{\text{neighbordensity\_}P_{\text{Leafi}}} = \frac{\text{card}[\text{neighbor}(P_{\text{Leafi}})]}{\text{volume}[\text{neighbor}(P_{\text{Leafi}})]}. \quad (4)$$

邻域点数为  $\text{card}[\text{neighbor}(P_{\text{Leafi}})]$ , 邻域体积  $\text{volume}[\text{neighbor}(P_{\text{Leafi}})]$  是叶子的 27 倍。

5) 叶子相对密度, 即叶子密度与邻域密度之比可表示为

$$V_{\text{rel\_dens\_}P_{\text{Leafi}}} = \frac{V_{\text{density\_}P_{\text{Leafi}}}}{V_{\text{neighbordensity\_}P_{\text{Leafi}}}}. \quad (5)$$

图 4 白色点云  $P$  和黑色点云  $Q$  中的不规则凸起及尖角处的相对密度特征高, 按相对密度值排序, 相对高密度的叶子放入候选特征集  $S_1$  和  $S_2$  中,  $S_1 = \{P_1, P_2, P_3, P_4\}$ ,  $S_2 = \{Q_1, Q_2, Q_3, Q_4\}$ 。

对于集合  $S_1$  和  $S_2$  中相似度高的特征, 根据空间关系不变的原则进行校准, 准确匹配出点云  $P$  和  $Q$  中表达同一空区位置的重要特征对。首先查找出相似度高且空间关系一致的两个特征对作为基准特征对(如  $P_1$  与  $Q_1$ ,  $P_2$  与  $Q_2$ ), 其余特征与基准特征构成三角形关系, 通过检验两三角形的全等形进行特征的准确匹配。

$P_1$  和  $Q_1$  表示两次扫描到的空区的同一区域, 同理  $P_2$  和  $Q_2$ 。作为两个匹配特征对的条件需满足: 相对密度值特别高,  $P_1$  和  $Q_1$  的特征值非常接近,  $P_2$

和  $Q_2$  的特征值也非常接近,  $\overline{P_1P_2}$  的长度与  $\overline{Q_1Q_2}$  的长度接近。

1)  $P_1$  相对密度值在集合  $S_1$  居前,  $Q_1$  相对密度值在集合  $S_2$  也居前;

2)  $P_1$  与  $Q_1$  的相对密度差小于阈值  $\eta$ , 且两者距离误差小于阈值  $\eta$ ,  $P_2$  与  $Q_2$  的相似程度相同

$$\frac{|V_{\text{rel\_dens\_}P_1} - V_{\text{rel\_dens\_}Q_1}|}{V_{\text{rel\_dens\_}P_1}} \leq \eta \ \& \ \frac{|V_{\text{Range\_}P_1} - V_{\text{Range\_}Q_1}|}{V_{\text{Range\_}P_1}} \leq \eta \quad (6)$$

$\overline{P_1P_2}$  的长度, 与  $\overline{Q_1Q_2}$  的长度相对误差小于阈值  $\eta$ , 即  $\overline{P_1P_2} \approx \overline{Q_1Q_2}$ 。

满足上述条件的  $(P_1, Q_1)$  和  $(P_2, Q_2)$  为两个匹配特征对, 并且基准特征对可作为其他特征匹配的依据。

点云间的两个匹配特征, 例如  $P_3$  和  $Q_3$ , 满足两个条件: 1) 特征值高度相似, 满足(6)式; 2) 与基准特征对构成两个全等三角形,  $\triangle P_1P_2P_3 \cong \triangle Q_1Q_2Q_3$ 。

第一个条件判断特征  $P_3$  和  $Q_3$  的相似度, 第二个条件根据三角形关系的稳定性, 即与各基准特征的距离相等, 即  $\overline{P_3P_1} \approx \overline{Q_3Q_1}$  且  $\overline{P_3P_2} \approx \overline{Q_3Q_2}$ , 判定出  $P_3$  和  $Q_3$  表达空区的同一位置(见图 4)。 $P_4$  和  $Q_4$  满足上述两个条件, 也是匹配特征对。

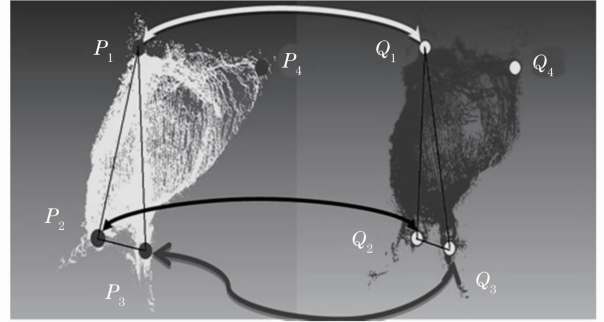


图 4 点云  $P$  和  $Q$  特征

Fig. 4 Characteristics of point cloud  $P$  and  $Q$

#### 4.2 点云空间转换

对于同一空区的两个点云  $P$  和  $Q$ , 两者间存在一定的空间变换关系, 即点云  $P$  按照这个关系进行变换后, 与点云  $Q$  能够最大程度重叠, 迭代最近点(ICP)算法<sup>[9-10]</sup>是常用的点云配准方法, 但 ICP 算法对  $P$  和  $Q$  进行逐点计算, 每个点建立邻域曲面, 以曲面的法向量作为点特征, 在两个点云间进行点与点的匹配, 工作量非常大。本文的配准方法是在上述特征提取及匹配的基础上, 寻找小区域到小区域的空间变换关系, 速度快, 便于实现。

根据上述的匹配特征对,寻找  $P_1, P_2, P_3, P_4$  的空间变换关系,表示为沿一条空间轴旋转一定角度并进行了平移,变换后将与  $Q_1, Q_2, Q_3, Q_4$  最大程度重合(见图 5)。

绕空间轴  $L(u_x, u_y, u_z)$  旋转  $\theta$  角度,空间平移量  $(d_x, d_y, d_z)$  的公式表示如下  $4 \times 4$  的变换矩阵:

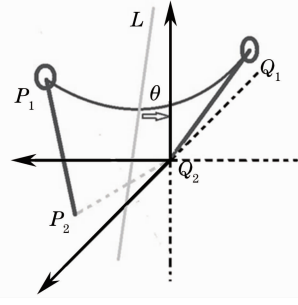


图 5  $P_1P_2$  绕轴  $L$  转  $\theta$  角到  $Q_1Q_2$   
Fig. 5 Rotate  $\theta$  from  $P_1P_2$  to  $Q_1Q_2$

$$\mathbf{R}(L, \theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta + (1 - \cos \theta)u_x^2 & (1 - \cos \theta)u_xu_y - u_z \sin \theta & (1 - \cos \theta)u_xu_z + u_y \sin \theta & 0 \\ (1 - \cos \theta)u_xu_y + u_z \sin \theta & \cos \theta + (1 - \cos \theta)u_y^2 & (1 - \cos \theta)u_yu_z - u_x \sin \theta & 0 \\ (1 - \cos \theta)u_xu_z - u_y \sin \theta & (1 - \cos \theta)u_yu_z + u_x \sin \theta & \cos \theta + (1 - \cos \theta)u_z^2 & 0 \\ d_x & d_y & d_z & 1 \end{pmatrix}. \quad (7)$$

由于平移量  $(d_x, d_y, d_z)$  很容易计算,变换矩阵  $\mathbf{R}$  的主要参数为空间轴  $L(u_x, u_y, u_z)$  和旋转  $\theta$  角度,由  $\mathbf{R}$  矩阵拟合所有匹配特征对。

点云  $P$  中的特征沿旋转轴  $L(u_x, u_y, u_z)$  旋转  $\theta$  角度到新位置后,与点云  $Q$  中匹配特征的位置逼近,即  $P_1\mathbf{R}(L, \theta) \rightarrow Q_1, P_2\mathbf{R}(L, \theta) \rightarrow Q_2, P_3\mathbf{R}(L, \theta) \rightarrow Q_3$ 。点云  $P$  中的所有特征与变换矩阵  $\mathbf{R}$  相乘后,与点云  $Q$  中的匹配特征的误差最小,误差平方和函数表达为

$$f(L, \theta) = \sum_{i=1}^4 [P_i\mathbf{R}(L, \theta) - Q_i]^2. \quad (8)$$

由粒子群智能优化方法<sup>[11]</sup> 计算出函数值最小时的空间轴  $L(u_x, u_y, u_z)$  及旋转角度  $\theta$ 。代入旋转矩阵  $\mathbf{R}(L, \theta)$ ,点云  $P$  的所有点与  $\mathbf{R}(L, \theta)$  相乘,得到变换后的新点云,与目标点云  $Q$  最大程度重叠,即实现了两点云的配准。图 6 显示了两组点云的配准结果,从图中可以看出配准前后点云重合度不高,白色点云相对于黑色点云向上发生了平移、旋转,经过配准之后两组点云整体重合到一起,为后续的变形分析可以提供数据基础。

对于点云配准的方法有很多,使用比较广泛的 ICP 算法也可以有效地对点云进行配准,但是,ICP 算法在使用过程中需要进行逐步迭代来达到配准效果,计算量很大、效率不高,而本文所使用的点云多达几十万个点,为了提高效率,根据采空区点云的实际特点,通过提取点云中存在的特征区域,降低了计算时间,同时保证了配准效果。但是,本文的配准算法有一定局限性,对于没有明显的特征区域的点云,

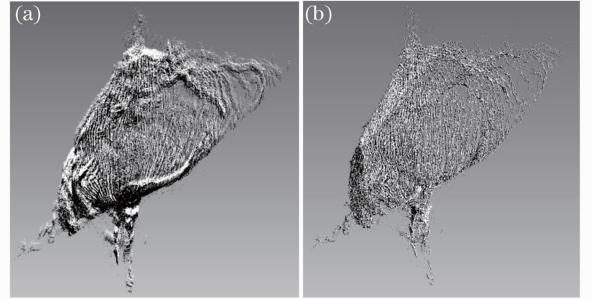


图 6 点云配准效果。(a)点云配准前;(b)点云配准后  
Fig. 6 Registration results. (a) Before point cloud registration; (b) after point cloud registration  
配准效果不好。

## 5 结 论

采空区三维激光扫描仪可以有效地扫描采空区,但是对点云进一步使用会存在问题。提出了基于 KD Tree 的点云去噪算法及基于特征匹配的配准算法,通过实验表明这两种算法可以有效地解决点云当中存在的噪声及点云配准的问题。但是,点云配准算法还存在一些问题,该配准算法是一种自动配准算法,前提是点云当中要存在凸起、尖角、边角等特殊区域,如果点云没有这些特征,配准效果并不是很好。由于采空区都是形状很不规则的区域,所以该算法非常适用,但是对于不存在凸起、尖角、边角等特殊区域的点云,该算法将不再适用。

## 参 考 文 献

- 1 S J Gordon, D D Lichti, M P Stewart, *et al.*. Modelling point clouds for precise structural deformation measurement [J].

- International Archives of Photogrammetric and Remote Sensing, 2004, 35(7): 954–959.
- 2 Chen Tian. Data processing methodology for laser measurement point cloud [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(9): 091202.  
陈 田. 激光测量点云的数据处理方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(9): 091202
- 3 Zhang Dejin, Li Bijun, He Li. Application on laser measurement for large storage yard based on multi-sensor integration [J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(2): 0208005.  
张德津, 李必军, 何 莉. 基于多传感器集成的堆场激光测量技术应用[J]. 中国激光, 2012, 39(2): 0208005.
- 4 M Pauly, N J Mitra. Uncertainty and variability in point cloud surface data [C]. Eurographics Symposium on Point Based Graphics Zurich, 2004. 77–84.
- 5 B Scholkeopf, J Giesen, S Spalinger. Kernel methods for implicit surface modeling [C]. Cambridge: Advances in Neural Information Processing Systems 17, 2005. 1193–1200.
- 6 Wikipedia. KD Tree [OL]. [http://en.wikipedia.org/wiki/K-d\\_tree](http://en.wikipedia.org/wiki/K-d_tree), [2013-05-15].
- 7 J H Friedman, J L Bentley, R A Finkel. An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time [J]. ACM Transactions on Mathematical Software, 1977, 3(3): 209–226.
- 8 Andrew W Moore. An Intoductory Tutorial on KD-Trees [R]. Cambridge: Technical Report, 1991.
- 9 E Wahl, U Hillenbrand, G Hirzinger. Surflet-pair-relation histograms; a statistical 3D-shape representation for rapid classification [C]. In 3DIM03, 2003. 474–481.
- 10 Fan Liping, Liu Hesheng, Rao Xixin, *et al.*. The point cloud data alignment method research in reverse engineering [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2012, 4(4): 9–15.  
樊丽萍, 柳和生, 饶锡新, 等. 逆向工程中点云数据配准方法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2012, 4(4): 9–15.
- 11 Hui Jing, Wang Sijie, Xie Wei, *et al.*. Application of PV-MPPT control based on particle swarm optimization [J]. Power Electronics, 2012, 46(5): 31–33.  
慧 晶, 王思杰, 谢 伟, 等. 粒子群优化在光伏系统 MPPT 控制中的应用[J]. 电子电力技术, 2012, 46(5): 31–33.

栏目编辑: 何卓铭