

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006007

基于双目视觉的非凸复杂形貌物体干涉分析*

张湛舸¹, 王乾一², 屈玉福¹

(1. 北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院 北京 100191; 2. 杭州海康威视数字技术股份有限公司 杭州 310051)

摘要:传统基于点云分析的物体与场景干涉检测算法使用层次包围盒或空间分解的方法判断是否发生干涉,不能获取物体与场景各点的准确安全距离数值。提出一种基于双目视觉点云的非凸复杂形貌物体干涉分析方法,该方法首先使用双目立体视觉算法对已标定的双目相机拍摄的场景快速重建点云,然后用待分析的物体三维点云和重建的场景点云数据求解干涉问题,使用K-D树搜索的方法快速确定指定点的干涉距离,使用相机光轴方向的点云坐标关系确定是否干涉。方法在某探测器内场实验中的干涉检测正确率为100%。且相较于现有干涉检测算法,本方法可准确获取物体表面是否干涉及具体距离信息,并借助双目点云沿参考相机光轴方向有效简化相交测试计算复杂度,在降采样下单点检测的时间不超过0.15 s,能够满足非凸复杂形貌物体和各类地形的干涉快速分析的需求。所提方法圆满完成了嫦娥五号在轨月面采样封装中采样点选择的采样器-地形干涉分析任务。

关键词: 双目重建;干涉分析;K-D树

中图分类号: TP391 TH741 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

Collision analysis of non-convex complex shape objects based on binocular vision

Zhang Zhange¹, Wang Qianyi², Qu Yufu¹

(1. School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. Hangzhou Hikvision Digital Technology Co., Ltd., Hangzhou 310051, China)

Abstract: The traditional collision detection algorithm based on the point cloud typically uses bounding volume hierarchies or space decomposition to determine whether there is collision. This method cannot achieve the accurate safety distance value between the object and the scene. In this study, a collision analysis method based on the binocular stereo point cloud is proposed, which is mainly for non-convex complex surface objects. Firstly, the binocular stereo algorithm is used to reconstruct the point cloud of the scene captured by the calibrated camera. Then, the point clouds of the object and the scene are both utilized to solve the collision problem. The process distance values are rapidly obtained by the K-D tree search algorithm. The symbol is defined by the coordinate relationship of the point cloud along the optical axis of the camera. The accuracy of this method in the field experiment of a detector is 100%. Compared with the existing algorithms, this method can obtain the distance of each point on the surface of the object. The complexity of calculation is reduced efficiently under the reference of camera's optical axis. The detection time at the drop sampling single point is not larger than 0.15 s, which can satisfy the need of rapid collision analysis between non-convex objects and complex topography. This method can successfully complete the sampler-terrain collision analysis task of sampling point selection in the lunar surface sampling package of Chang'e-5.

Keywords: stereo reconstruction; collision analysis; K-D tree

0 引言

在机械领域,通常将两个部件发生互相穿透的现象

称为干涉。随着自动化制造、无人探测等领域的高速发展,亟需解决在无人操作过程中的复杂形貌组件与场景间的干涉分析问题。依据检测手段的不同,传统干涉检测分析方法可分为接触式和非接触式两种,基于压力传

收稿日期:2020-01-09 Received Date: 2020-01-09

* 基金项目:国家自然科学基金(51675033)项目资助

传感器的接触式方法在检测到压力值时即视为发生干涉,例如卢剑伟^[1]提出的基于压力反馈控制实现车间机械手智能防碰撞监测系统等,但这类方法在检测过程容易造成物体表面损坏且不能实现干涉的预判,是一种被动的检测方法;非接触方法一般将三维物体通过投影绘制到图像平面上,降维得到一个二维的图像空间,然后在该平面空间中基于距离或图像中的相交关系来判断是否存在干涉^[2-3],受限于距离传感器监测点数量有限和二维图像在三维空间的信息缺失,传统非接触式碰撞检测方法难以对现阶段具有非凸复杂外形的物体各个部位的干涉做出有效检测。而非接触式双目视觉测量系统以其精度高、灵活性好,可获得稠密点云等特点,在碰撞干涉监测领域有着广泛的应用。刘涛等^[4]基于双目测距方式实现了塔式起重机的防碰撞检测,但其基于图像边缘选取的离散监测点不能对塔机所有表面进行有效检测。

在使用点云进行干涉检测分析的方法中常使用空间分割(space decomposition)和层次包围盒(bounding volume hierarchies, BVH)的方法。空间分割法^[5-6]通过将空间网格化,空间分解法是通过将空间分解为超像素,只对位于同一超像素或周围超像素的两点云对应部位进行穿透检测,这类方法比较有代表性的K-D树^[7]、八叉树^[8]、二叉空间分割(binary space partitioning, BSP)^[9]等,这类方法主要适用于点云均匀稀疏分布的情况。利用空间分解法将整个空间网格化,把离散分布在空间的点聚合为大的同尺度离散单元,对各网格中的两个点云内点进行相交计算解算出干涉检测结果,降低了数据量的同时也便于计算机遍历,对各网格中的两个点云内点进行相交计算解算出干涉检测结果,这种方法通常只适用于均匀稀疏的点云干涉检测,检测稠密点云会显著升高相交测试的复杂度;层次包围盒法^[10-12]通过使用多级包围盒对物体进行近似,对包围盒进行相交计算得到干涉结果,算法难点在于平衡运算量和包围盒的紧致性。李庆华等^[13]实现了基于点云相对位置的干涉剔除算法,但仅适用于有装配关系的物体的面片干涉的检测。

空间分割和包围盒的方法受近似精度的限制,常常引入了大量的多余计算。Vogiannou等^[14]提出了基于支持面映射的干涉分析判别方法,有效提高了在包围球边界位置的不干涉点云剔除的效率,降低了分析的数据量。Govender等^[15]则在支持面方法的基础上,充分利用了NVIDIA GPU的并行处理能力,对基于支持面的干涉分析判别方法进行了CUDA加速,成功实现了在单块NVIDIA K6000上运行3 400万个多面体分析,其分析性能达到了当时的领先水平。Jia等^[16]在2017年对边界层次包围盒分析方法使用机器学习进行改进,引入了机器学习用于估算每个点的碰撞概率,实现了在接触计算领域的快速检测。前述的方法通过各类优化不断降低点云

的计算复杂度和冗余,但均缺乏对各点距离信息的计算,这种局限使其难以对一些小距离未干涉的情况提供有效的避障姿态信息,也不能解决某些可以容忍小距离穿透问题的准确分析。在实际的工程中常常需要获取到各个部位干涉的深度或目前的最小距离等信息,以使部件更高效的进行运动调整,并针对当前的干涉情况进行合理处置。

本文以基于视差插值校验的双目立体视觉算法快速重建场景点云^[17]为基础,在建立复杂外形物体双目点云的前提下,使用K-D树快速搜索可能的干涉点,利用基于双目光轴辅助的点云关系计算最近距离并确定是否干涉,从而获取实际工程中器件各个部位的干涉深度或目前的最小距离等信息,以使部件更高效地进行运动调整和处置。

1 算法描述

本文所提出的算法流程如图1所示,首先使用双目相机采集场景图像;然后使用双目视觉三维重建算法计算得到待分析场景的三维点云;第三,使用预制作的复杂外形物体三维点云在指定的位姿下进行干涉。本节后续部分首先介绍基于视差插值校验的双目视觉三维重建方法,描述了针对本文应用场景中确保重建鲁棒的改进措施;然后,在建立复杂外形物体三维点云的基础上,介绍基于双目视觉点云特点的两点云运动干涉问题快速分析方法。

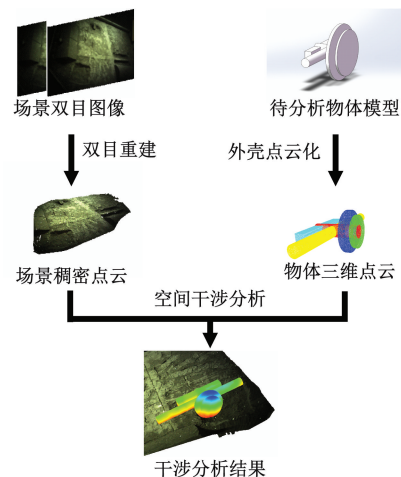


图1 算法流程示意图

Fig. 1 Flowchart of the algorithm

1.1 基于视差插值校验的双目视觉三维重建算法

本文双目重建使用的双目立体视觉三维重建算法基于双目图像中鲁棒匹配的特征点视差,使用Delaunay三角化对视场区域进行视差插值^[18],利用插值结果对非支

持点的视差搜索范围进行限定,减少匹配歧义,实现稠密三维点云的快速鲁棒获取^[17]。

双目匹配的支持点视差准确性对后续的插值和匹配十分关键,本文使用具有 200 维特征的 Daisy 描述子、视差一致性校验和极大值抑制的方法进行特征匹配,确保了支持点视差的准确可靠。Daisy 描述子是一种类 SIFT 描述子,该算子借助高斯卷积核实现了直方图计算的简化,从而提升处理速度^[19-20]。Daisy 描述子使用三层圆环结构,可获取到 200 维特征,相较于 SIFT 描述子 125 维的特征^[21],能够更好地适应稀疏、重复纹理区域的匹配问题。

根据机器视觉的极线几何知识可知,经过极线校正后的图像,匹配点应该具有相同的 v 坐标,其仅在 u 坐标上有所区别。对于前述提取的特征点,使用向量的 $l_1 = |F - F'|$ 范数作为匹配度量,获取最小和次最小的度量对应的匹配点对作为最佳和次最佳匹配。

为了防止匹配产生歧义,本文使用了非极大值抑制算法和视差一致性校验算法,确保匹配的鲁棒性。当具有多项度量值小于给定阈值的匹配点对时,其中可获得最佳点 P 对和次最佳点对 P' ,则定义鲁棒匹配点对为:

$$\left\{ P \mid \frac{l_1(P)}{l_1(P')} < \tau \right\} \quad (1)$$

其中, $l_1(P)$ 表示对匹配点对 P 的两点对应的特征向量取 l_1 距离。式(1)表明,若最佳匹配点对和次最佳匹配点对所对应的 l_1 距离十分接近时,说明二者匹配的特征十分类似,对于双目匹配而言,这种情况大概率会出现在纹理相似的区域,这些区域的特征误匹配率较高,因此需要予以剔除以免为后续的视差插值校验提供错误的参考。视差一致性校验主要解决的是如图 2 所示的具有遮挡的情况,只保留从左至右和从右至左均正确匹配的特征点,即对可能存在的遮挡时的视野缺失问题进行左右视差一致性校验,防止因遮挡产生误匹配。



图 2 视差一致性校验示意图

Fig. 2 Parallax consistency checking

左图中特征点 1 使用前述的方法可以匹配到右图中的 1',然后以右图的 1'特征点为新的基准点 2,匹配到左图的 2'。当无遮挡且正确匹配时,1 与 2'、2 与 1'重合,此即图中上方标记所示的匹配情况;而当图像中的场景存

在遮挡时,遮挡区域在另一图中是没有匹配点的,此时如果有误匹配的情况,就会产生左右匹配点不重合,算法就可判断该处匹配错误,在深度图中进行标记或剔除。

选取最佳匹配点和次最佳匹配点的特征度量比值小于阈值 τ 的最佳匹配点作为支持点,能够避免支持点位于重复纹理区,防止出现错误匹配^[22]。此外,对于各个支持点,需要校验该匹配点对从左到右匹配和从右到左匹配的视差结果,确保视差一致,以对左右特征的匹配进行校验。

得到支持点后,使用 Delaunay 内三角化插值的方法进行视差计算,其原理如图 3 所示, q_1, q_2, q_3 是图像中稳定匹配的特征点(支持点),设对左图视差进行三角化后其中一个视差三角形为 $q_1 q_2 q_3$,其中未知点 p 处的视差估计值 $d(p)$ 可以由视差平面 $q_1 q_2 q_3$ 计算得到

$$au + bv + cd(p) + d = 0 \quad (2)$$

其中, (u, v) 是位于该视差插值平面 α 内像素的坐标,系数 a, b, c, d 是对视差通过 Delaunay 三角化得到的插值平面的方程系数。本文在以 p' 为中心的搜索区域内完成 P_{real} 点的搜索匹配工作。

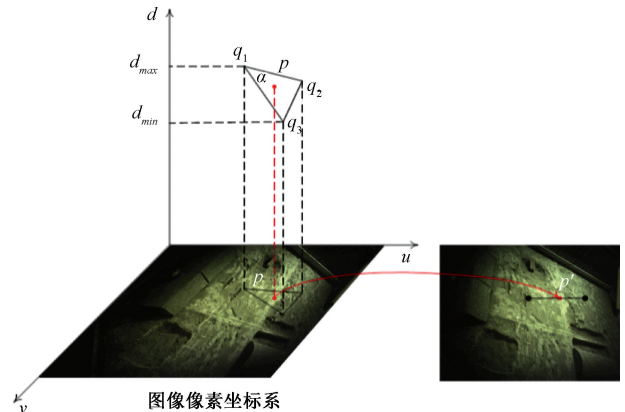


图 3 视差计算原理图

Fig. 3 Schematic diagram of parallax

图中 uov 平面为图像像素坐标系平面, dx 轴表示对应像素点的视差,由此建立三维坐标系。图中 α 为插值得到的视差面, p 为归属于该平面的带精确计算视差的像点,定义 α 平面内最小和最大视差为 dx_{min} 和 dx_{max} ,则 α 平面内可取下式作为视差搜索范围。该视差估计值可根据双目模型映射到右图,当进行视差搜索时,以右图中的该点为中心位置,在以式(3)计算得到的视差搜索范围内搜索最佳匹配点,完成该点的视差计算。

$$dx_r = |dx_{max} - dx_{min}| \quad (3)$$

当特征点的匹配成本显著高于视差计算的成成本时,就需要精简所有像素点的匹配次数,此时可以使用下面的这种视差搜索范围:

$$dx_r = \max(|dx_{max} - dx(p)|, |dx(p) - dx_{min}|) \quad (4)$$

前述的 Delaunay 内三角化进行视差估计是建立在局部视差连续的假设上,实际场景中,由于遮挡等问题,局部视差通常都是不连续的,这就会为视差插值引入误差,导致了视差搜索范围限定错误,从而导致了误匹配情况的发生,该问题可以通过对视差搜索范围设定裕度系数 $k(k>1)$ 实现。此时视差搜索范围变为:

$$dx_r = k |dx_{\max} - dx_{\min}| \quad (5)$$

或

$$d_r = k \cdot \max(|d_{\max} - d(p)|, |d(p) - d_{\min}|) \quad (6)$$

对于求解完成的视差图像,使用双目相机模型可重建出三维点云,并变换到指定的坐标系以供点云干涉分析使用,变换的同时需要对相机光轴方向执行相同的变换并进行保存。

1.2 基于 K-D 树加速的点云干涉分析

由于三维点云具有丰富的空间信息,基于三维点云的运动干涉分析可以对非凸复杂形貌物体做出有效的运动干涉分析。基于 K-D 树加速的点云干涉分析需要首先建立待分析物体的三维模型,然后计算距离值并判断是否干涉,故运动干涉分析需要确定两个关键参数,一是距离的绝对值,二是距离的符号值。

将待检测的物品点云记为 P , P 中的各点坐标记为 $p_i = [x_{p_i}, y_{p_i}, z_{p_i}]^T$,将双目重建的场景点云记为 Q , Q 中的各点坐标记为 $q_j = [x_{q_j}, y_{q_j}, z_{q_j}]^T$ 。则定义 p_i 到点云 Q 的运动干涉距离大小为:

$$|d_i| = \min\{|d(p_i, q_j)| | q_j \in Q\} \quad (7)$$

其中, $d(p_i, q_j)$ 表示点 p_i 到点 q_j 的欧式距离。

本文使用 K-D 树进行最近点的快速搜索和计算,对场景点云建立 K-D 树,使用待分析的 p_i 点在点云 Q 中进行搜索,得到最近点坐标及距离绝对值。为了确定该距离值为发生干涉时已深入场景内的距离还是未发生干涉时的安全距离,这里对 d_i 引入符号:

$$d_i \begin{cases} > 0, & p_i \text{ 与场景点云 } Q \text{ 未发生干涉} \\ = 0, & p_i \text{ 为场景点云 } Q \text{ 中的一点} \\ < 0, & p_i \text{ 与场景点云 } Q \text{ 已发生干涉} \end{cases} \quad (8)$$

双目视觉三维重建可获得以左相机或右相机为基准的深度图像,然后将深度图像按照相机模型变换成为三维点云,这个过程不会在相机坐标系 xoy 平面内的投影点相对关系产生任何变化,因此沿基准相机的光轴方向仅有单层点云,且当沿光轴方向穿过点云后,将发生干涉,如图4所示。这里引入平行于相机坐标系 z 轴正方向的矢量 \vec{n} ,该矢量代表了参考相机的光轴方向。在场景点云进行坐标系变换时,随点云做相同的变换。则上述干涉距离符号问题可以由此简化为,沿矢量 \vec{n} 方向提取待分析点 p_i 投影区域的场景点云 Q_{proj} :

$$d_i \begin{cases} > 0 & Q_{proj} = \emptyset \text{ 或 } \forall q_j \in Q_{proj}, \vec{p}_i \cdot \vec{q}_j \cdot \vec{n} > 0 \\ = 0 & \forall q_j \in Q_{proj}, \vec{p}_i \cdot \vec{q}_j \cdot \vec{n} = 0 \\ < 0 & \exists q_j \in Q_{proj}, \vec{p}_i \cdot \vec{q}_j \cdot \vec{n} < 0 \end{cases} \quad (9)$$

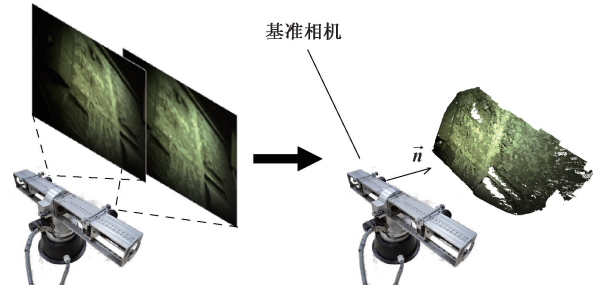


图4 沿光轴矢量 \vec{n} 方向点云示意图

Fig. 4 Diagram of the point cloud along the vector of optical axis \vec{n} 's direction

当对采样器点云 P 中的各点进行分析时,上述向量乘法会重复计算多次,因此为了加快程序执行速度,需要对点云进行下述操作:设置初始分析区空间直径 R 和点云降采样网格尺寸 S_i ,其中 R 需要大于待检测物体最小包围球半径, S_i 需要小于干涉分析允许误差 Δ ; 使用以采样点为中心, R 为半径切割场景点云作为待分析的场景点云,以 S_i 作为降采样网格尺寸对场景点云和模型点云进行降采样,降低点云量。此时分析区域变为图5圈内所示的区域,相较于整个点云参与计算而言,使用这种方法大大降低了参与计算的点数,能够加快后续处理速度。

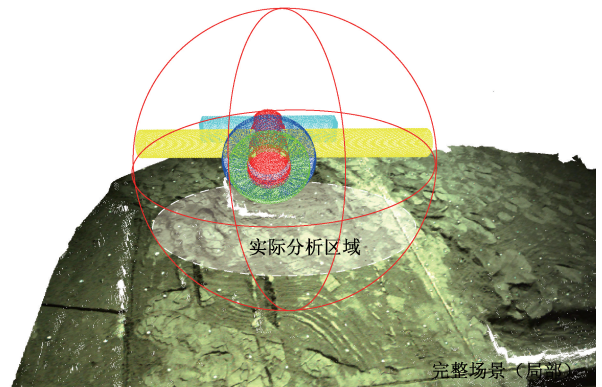


图5 实际分析区域示意图

Fig. 5 The diagram of the actual analysis area

对场景和物体点云同时施加刚体变换 T ,将 \vec{n} 变换为平行于坐标轴负方向 \vec{z}_0 ,令变换后的点云分别为 P' 和 Q' ,点云中的点分别为 $p'_i = [x'_{p_i}, y'_{p_i}, z'_{p_i}]^T$ 和 $q'_j = [x'_{q_j}, y'_{q_j},$

$z'_{ij}]^T$ 。此时上述问题如图6所示,可简化为求解坐标极值问题:

$$d_i = \begin{cases} > 0, & Q'_{proj} = \emptyset \text{ 或 } z'_{pi} > \max\{z'_{proj} \mid q_j \in Q'_{proj}\} \\ = 0, & \exists p'_i \in Q'_{proj} \\ < 0, & z'_{pi} < \min\{z'_{proj} \mid q_j \in Q'_{proj}\} \end{cases} \quad (10)$$

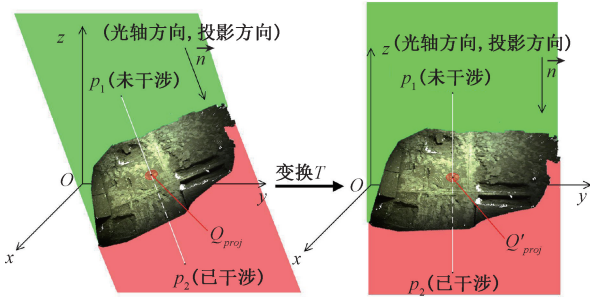


图6 简化干涉判别方法

Fig. 6 The simplified method of collision discrimination

其中 p'_i 在点云 Q' 中投影区域 Q'_{proj} 是以光轴方向为轴线、半径为 R_i 的圆柱近邻区搜索获取的。上述算法可以伪代码描述如算法1所示。

算法1

```

输入:待分析点云  $P$ , 场景点云  $Q$ , 光轴矢量  $\vec{n}$ 
输出:是否干涉, 各点距离信息
对场景点云和采样器点云做坐标变换  $T$ , 使矢量  $\vec{n}$  与坐标轴负方向  $z_0$  平行;
使用场景的三维点云建立 K-D 树  $Tree_1$ , 使用  $z$  坐标置 0 的场景三维点云建立 K-D 树  $Tree_2$  * ;
for 采样器点云中的每一点  $p_i$ :
    使用  $Tree_1$  搜索最近点坐标, 计算最近点距离  $|d_i|$ ;
    令  $p_{iz} = 0$ , 在  $Tree_2$  中搜索指定半径  $r$  中的点云, 获取点云索引, 找到点  $p_i$  沿  $z$  轴投影时上下方的点云  $Q'_{proj}$ ;
    if  $Q'_{proj} = \emptyset$ 
         $d_i = |d_i|$ 
    else if  $z'_{pi} > \max\{z'_{proj} \mid q_j \in Q'_{proj}\}$ 
         $d_i = |d_i|$ 
    else if  $z'_{pi} < \min\{z'_{proj} \mid q_j \in Q'_{proj}\}$ 
         $d_i = -|d_i|$ 
    输出已发生干涉提醒
end if
end for
输出各点干涉距离

```

* K-D 树 2 用于快速提取圆柱形状近邻区域内点, 确定采样器某点在场景点云中的投影区域。

2 实验验证

为了验证本文提出的算法的有效性, 使用某型号探测器的内场验证器搭建测试平台, 机械臂的一端固定在验证器机身, 另一端吊装采样器在场景中运动, 探测器机身侧面固定本文所述双目相机用于采集场景双目图像。测试环境为具有石块和起伏的模拟环境, 待测物体为具有非凸复杂形貌的复杂外形采样器, 其在合理简化后的三维外形如图7所示。

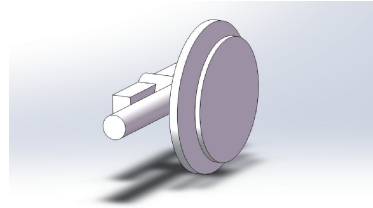


图7 采样器简化外形

Fig. 7 The simplified shape of sampler

在测试过程中, 首先使用经过标定的验证器相机采集双目图像, 使用双目视觉三维重建算法获取场景三维点云, 再使用前面介绍的干涉判别方法对采样器与点云干涉问题进行分析。

为了评价干涉分析过程的准确性, 算法评价指标分为两部分, 一是场景点云的重建精度, 二是能否正确识别非凸物体的干涉部位。

2.1 场景点云重建算法验证

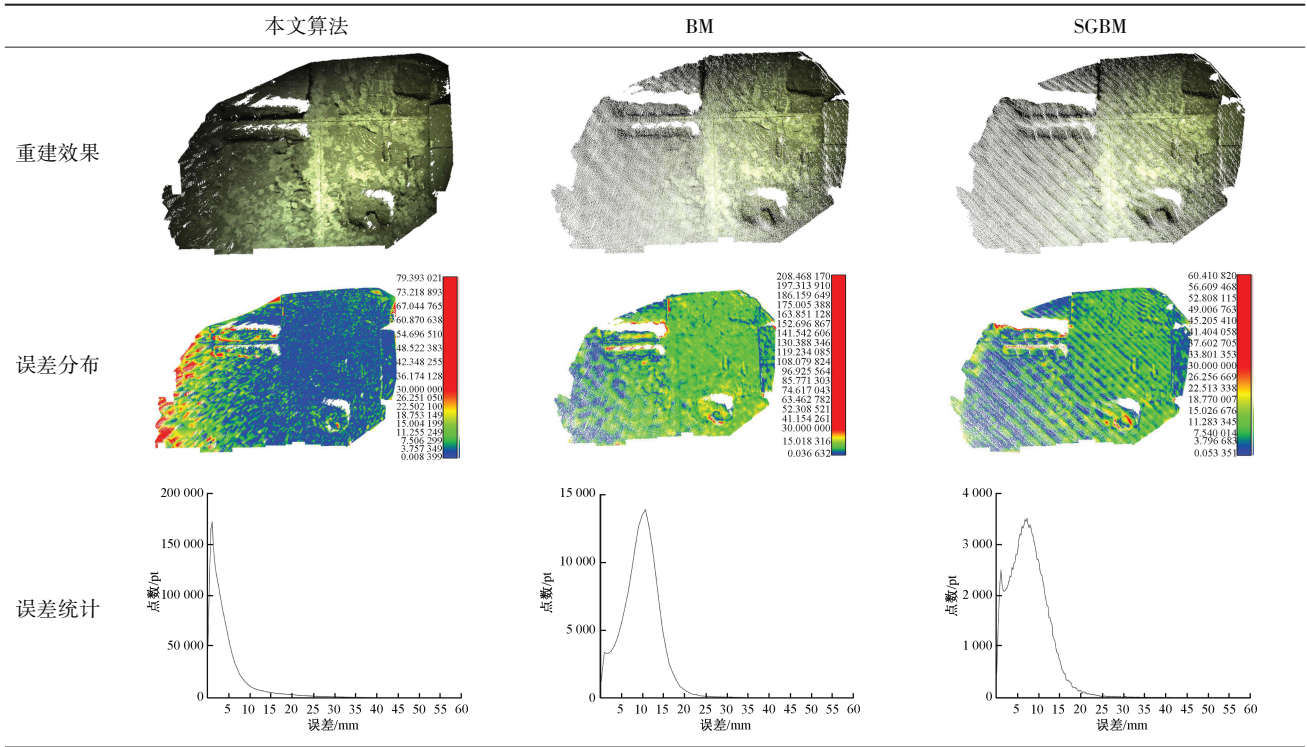
使用精度为 0.025 mm 的三维扫描仪扫描的场景点云作为标准点云, 使用本文重建的点云到标准点云的距离作为该点的误差。由于点到点云的距离定义为同一坐标系下待测点到标准点云中最近点的距离, 因此该方法求解点云精度时需要考虑标准点云的稠密程度。使用该方法测量本文重建的点云误差时, 标准点云的点距平均小于 1 mm, 因此, 评估重建点云时精度应为 1 mm。

分别对使用 BM、SGBM 及本文使用的算法进行重建, 并使用标准点云作为参照。比对结果如表1所示, 为了使3种方法的分布具有可比性和直观性, 对3种方法的图像绘制尺度进行统一, 具体为: 伪彩色误差分布中对 0~30 mm 范围的误差实行蓝-绿-黄-红伪彩色染色, 高于 30 mm 误差的区域使用红色进行染色; 误差统计曲线中截取 0~60 mm 误差分布范围绘制相应的曲线。由于点云精度比对原理的限制, 表中的各方法重建得到的点云均进行了裁剪, 以使其范围位于标准点云范围内。

从表1结果中可以看出, 本文重建出的点云在光轴周围区域的质量更好, 具体表现在点云的中间位置具有更小、更均一的误差。本文使用的重建算法其重建出的

表 1 点云误差分布对比

Table 1 Comparative distribution statistics of point cloud error



点云误差分布比较集中,且峰的位置相较于 BM 算法和 SGBM 算法更加靠近 0 值,具有更好的正确度,误差统计曲线的峰宽度也更窄,具有更好的精密度。本算法在偏离光轴位置较远的区域,受限于支持点密度有限,其误差分布呈现出了一定的起伏波动,但综合各项参数而言,本文使用的双目视觉三维重建方法具有更好的综合效果。

分别对使用 BM、SGBM 及本文使用的算法进行重建,基于最近邻计算双目重建点云与标准点云之间的误差,可计算得到表 2 内的具体数据指标。

表 2 不同算法精度对比数据

Table 2 Accuracy comparison of different algorithms

	本文	BM	SGBM
平均误差/mm	5.20	10.10	8.00
方差/mm ²	38.40	22.20	21.90
点云点数	2 464 410	198 476	227 709
总时间/s	1.767	0.183	0.265
重建速度/(point/s)	1 394 685	1 084 568	859 279

数据显示,本文重建点云平均误差为 5.2 mm,可以满足后续干涉分析要求。相对于 BM 算法和 SGBM 算法,本文使用的算法具有最小的误差均值,反映了其正确度较好;本文产生的点云点数要比 BM 算法和 SGBM 算法高出一个数量级,显著提升了点云密度,此外,本文的

重建速度(每秒重建的点数)也是其中最快的。

尽管本文的方差较其他两种算法略大,但由于本文算法的误差不服从正态分布,方差不能完全代表误差的波动。综合考量各项指标,本算法的综合性能领先于 BM 算法和 SGBM 算法。

2.2 点云干涉检测率验证

采样安全检测算法中的采样器-点云干涉分析对参与计算的点云数量敏感。对点云使用不同降采样率,得到的测试结果如表 3 所示。

表 3 使用不同降采样率的运行结果

Table 3 Results with different down-sampling rates

降采样率	采样器点云数量/点	场景点云数量/点	运行时间/s
$S_i = 10$ mm	4 836	8 698	0.149
$S_i = 5$ mm	18 585	32 755	0.586
$S_i = 3$ mm	49 205	84 381	1.859
未降采样	143 986	256 283	9.584

采样器的最小包围盒尺寸为 770 mm × 234 mm × 271 mm,机械臂定位误差达厘米级,取降采样网格尺寸 10 mm 可满足采样器的防撞精度要求,在该降采样率下单点检测时间不超过 0.15 s,符合快速检测的要求。

由于探测场景复杂,分别选取平面场景未干涉、凹坑及突起场景已干涉、凹坑及突起场景未干涉3个典型场景形貌进行测试,当最小距离为负值,可判断已发生干涉,图8展示了3个场景的分析结果。

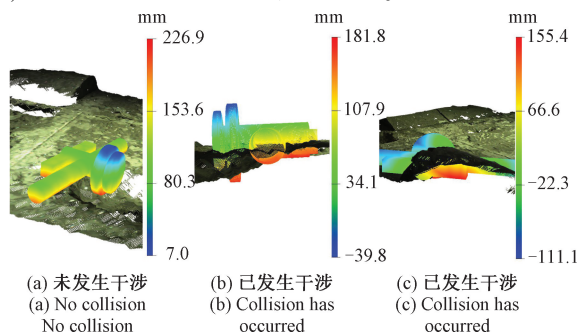


图8 复杂场景干涉分析

Fig. 8 Collision analysis of complex scene

图8(a)中,采样器与场景未发生干涉,二者的点云最小距离为7.0 mm,预警区域位于采样器外端圆盘下部;图8(b)中,采样器与场景已发生干涉,最小距离-39.87 mm,干涉区域位于采样器整体的底部;图8(c)中,采样器与场景发生干涉,最小距离-111.1 mm,干涉区域位于采样器柱形部件一端。

使用某探测器的内场验证器进行50次实验验证,以验证器机载探测器是否与非凸点云表面发生干涉作为真值,与本文算法输出的结果进行对比,测试结果如表4所示。

表4 测试结果统计

Table 4 Statistics of test results %

项目	检测率	虚警率
数值	100	0

上述测试结果表明,本文所提出的算法能够对点云干涉做出准确判断,可以在误差范围内获取到采样器各点与地形点之间的最近距离,满足采样器采样过程的干涉检测需求。

3 结 论

本文提出了一种基于双目立体视觉点云的非凸复杂形貌物体空间干涉分析方法。该方法使用传统的双目相机重建场景点云,结合预建模的物体三维点云对指定点进行干涉分析,使用K-D树搜索快速确定指定点的干涉距离,使用相机光轴方向点云坐标关系确定是否干涉。

该方法与已有方法相比具有以下优点:1)可获取点云距离,本方法在结合K-D树求解最近邻的基础上可进一步获得干涉深度或目前的最小距离信息,有利于实际

工程中更高效地进行运动调整和处置。2)利用光轴方向单层点云特点,将相交测试次数简化为光轴方向单次测试,有效降低了求解复杂度;3)不受物体和场景复杂程度的影响,可适应非凸物体与场景的干涉分析。

本方法相较于现有干涉检测算法,可准确获取物体表面是否干涉及具体距离信息,并借助双目点云沿参考相机光轴方向有效简化相交测试计算复杂度,能够满足非凸复杂形貌物体和各类地形的干涉快速分析的需求。本文所提方法圆满完成了嫦娥五号在轨月面采样封装中采样点选择的采样器-地形干涉分析任务。

参考文献

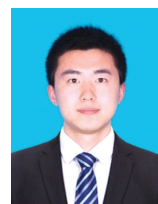
- [1] 卢剑伟. 基于压力反馈控制的车间机械手智能防碰撞监测系统[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(12):48-52.
LU J W. Design of workshop manipulator intelligent anti-collision monitoring system based on pressure feedback control [J]. Computer Measurement and Control, 2020, 28(12):48-52.
- [2] 范昭炜, 万华根, 高曙明. 基于图像的快速碰撞检测算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002(9):805-809+897.
FAN ZH W, WAN H G, GAO SH M. Fast collision detection algorithm based on image [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2002(9):805-809+897.
- [3] 宋永军, 苏鸿根. 一种基于图像的刚体碰撞检测[J]. 计算机应用与软件, 2004(5):82-84.
SONG Y J, SU H G. A rigid body collision detection method based on image [J]. Computer Applications and Software, 2004(5):82-84.
- [4] 刘涛, 郑庆华, 姚立娟, 等. 基于CMOS摄像头的塔机双目视觉防碰撞控制系统研究[J]. 建设机械技术与管理, 2013(8):95-97.
LIU T, ZHENG Q H, YAO L J, et al. Research on the anti-collision control system with the binocular vision of the tower crane to be based on CMOS camera [J]. Construction Machinery Technology & Management, 2013(8):95-97.
- [5] NAYLOR B, AMANATIDES J, THIBAUT W. Merging BSP trees yields polyhedral set operations [J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1990, 24(4):115-124.
- [6] THIBAUT W C, NAYLOR B F. Set operation on polyhedra using binary space partitioning trees [C]. Conference on Computer Graphics & Interactive Techniques, ACM, 1987:153-162.
- [7] ROY S, BOSE R, SARDDAR D. Non-recursive inorder traversal on constructed threaded K-d tree for efficient

- cloud based space partitioning computer engineering and applications [C]. IEEE, 2015:665-668.
- [8] SHAN L I, WEI Z, FEI L I. An algorithm of rapid collision detection based on octree and pipeline [J]. Computer and Modernization, 2011,185(1):20-24.
- [9] AR S, CHAZELLE B, TAL A. Self-customized BSP trees for collision detection[J]. Computational Geometry Theory & Applications, 2000,15(1-3):91-102.
- [10] 魏迎梅,王涌,吴泉源,等. 碰撞检测中的固定方向凸包围盒的研究[J]. 软件学报, 2001,12(7):1056-1063.
- WEI Y M, WANG Y, WU Q Y, et al. Research on fixed direction hull bounding volume in collision detection[J]. Journal of Software, 2001,12(7):1056-1063.
- [11] GARCIA-ALONSO A, SERRANO N, FLAQUER J. Solving the collision detection problem [J]. IEEE Computer Graphics & Applications, 1994,14(3):36-43.
- [12] HUBBARD P M. Collision detection for interactive graphics applications [J]. IEEE Trans Visualization & Computer Graphics, 1995,1(3):218-230.
- [13] 李庆华,李湖珍. 虚拟装配中基于相对于位置的碰撞干涉检测[J]. 计算机应用, 2006(1):111-113.
- LI Q H, LI H ZH. Collision interference detection based on relative position in virtual assembly [J]. Computer Applications, 2006(1):111-113.
- [14] VOGIANNOU A, MOUSTAKAS K, TZOVARAS D, et al. Enhancing bounding volumes using support plane mappings for collision detection[J]. Computer Graphics Forum, 2010,29(5):1595-1604.
- [15] GOVENDER N, WILKE D N, KOK S. Collision detection of convex polyhedra on the NVIDIA GPU architecture for the discrete element method[J]. Applied Mathematics & Computation, 2015,267:810-829.
- [16] JIA P, CHITTA S, MANOCHA D. Probabilistic collision detection between noisy point clouds using robust classification [A]. 15th International Symposium of Robotics Research, Springer, 2017,100:77-94.
- [17] GEIGER A, ROSER M, URTASUN R. Efficient large-scale stereo matching [C]. Asian Conference on Computer Vision, Springer, Berlin, Heidelberg, 2010:25-38.
- [18] ROMANONI A, DELAUNOY A, POLLEFEYS M, et al. Automatic 3D reconstruction of manifold meshes via delaunay triangulation and mesh sweeping [C]. Applications of Computer Vision, IEEE, 2016,1:1-8.
- [19] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. A fast local descriptor for dense matching [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2008:2578-2585.
- [20] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. Daisy: An efficient dense descriptor applied to wide baseline stereo [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010,32(5):815-830.
- [21] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.
- [22] NEUBECK A, GOOL L J V. Efficient non-maximum suppression [C]. 18th International Conference on Pattern Recognition, IEEE, 2006:850.

作者简介



张湛舸,2020年于北京航空航天大学获得学士学位,现为北京航空航天大学在读硕士生,主要研究方向为图像处理、机器视觉。
E-mail: zhangesr@buaa.edu.cn



Zhang Zhange received his B. Sc. degree from Beihang University in 2020. He is currently pursuing his M. Sc. degree at Beihang University. His research interests include image processing and machine vision.

王乾一,2017年于北京航空航天大学获得学士学位,2020年于北京航空航天大学获得硕士学位,现就职于杭州海康威视数字技术股份有限公司,主要研究方向为图像处理、机器视觉和点云处理。

E-mail: wangqianyi@hikvision.com

Wang Qianyi received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Beihang University in 2017 and 2020, respectively. He is currently working at Hangzhou Hikvision Digital Technology Co., LTD. His main research interests include image processing, machine vision and point cloud processing.



屈玉福(通信作者),1999年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2001年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,2004年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院教授,主要研究方向为计算光学感知、高精度视觉检测。

E-mail: qyf@buaa.edu.cn

Qu Yufu (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 1999, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Harbin Institute of Technology in 2001 and 2004, respectively. He is currently an associate professor in the School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering at Beihang University. His main research interest includes computational optical perception and high accuracy vision measurement.