

引文格式:

张铭凯, 谷飞飞, 肖振中, 等. 基于点云投影的工业零部件边缘三维重建算法 [J]. 集成技术, 2025, 14(1): 50-64.

Zhang MK, Gu FF, Xiao ZZ, et al. Three dimensional reconstruction algorithm of industrial component edges based on point cloud projection [J]. Journal of Integration Technology, 2025, 14(1): 50-64.

基于点云投影的工业零部件边缘三维重建算法

张铭凯^{1,2} 谷飞飞^{1*} 肖振中² 师少光²

¹(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

²(奥比中光科技集团股份有限公司 深圳 518057)

摘 要 工业零部件边缘的精确重建是视觉定位和质量检测的前提和关键。针对工业零部件边缘处的点云难以精确重建的问题, 该文提出一种基于点云投影的边缘三维重建算法。首先, 通过双目结构光方法扫描得到零部件三维点云, 提取扫描点云中的边缘点; 其次, 在双目图像中提取图像边缘点; 再次, 将点云边缘点投影到双目图像, 在投影边缘点附近搜索最近邻的图像边缘点, 匹配得到对应双目边缘点; 最后, 通过立体视觉方法重建精确的三维边缘点云。实验结果表明: 与当前其他方法相比, 该方法可有效解决反光、表面划痕等干扰导致的伪边缘问题, 重建误差小于 0.15 mm, 可用于机器人上下料、在线质量检测等工业场景。

关键词 点云投影; 边缘提取; 边缘匹配; 三维重建

中图分类号 TP391.4 **文献标志码** A **doi**: 10.12146/j.issn.2095-3135.20240820001

Three Dimensional Reconstruction Algorithm of Industrial Component Edges Based on Point Cloud Projection

ZHANG Mingkai^{1,2} GU Feifei^{1*} XIAO Zhenzhong² SHI Shaoguang²

¹(Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(Orbbec Inc., Shenzhen 518057, China)

*Corresponding Author: ff.gu@siat.ac.cn

Abstract The accurate reconstruction of industrial component edges is essential and crucial for visual positioning and quality inspection. To address the issue of difficulty in accurately reconstructing point clouds at the edges of industrial components, a three-dimensional edge reconstruction algorithm based on point cloud projection is proposed. First, the three-dimensional point cloud of the components is obtained by scanning using a binocular structured light method, edge points in the scanned point cloud are extracted. Then the image

收稿日期: 2024-08-20 修回日期: 2024-10-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62105352); 深圳市技术攻关重点项目 (JSGG20220831092801003)

作者简介: 张铭凯, 博士, 研究方向为工业三维扫描; 谷飞飞 (通讯作者), 副研究员, 研究方向为三维光学及机器视觉, E-mail: ff.gu@siat.ac.cn; 肖振中, 高级工程师, 研究方向为机器视觉及数字图像处理; 师少光, 中级工程师, 研究方向为三维视觉。

edge points are extracted from the binocular images. Subsequently, the point cloud edge points are projected onto the binocular images, the nearest image edge points are searched around each projected point to obtain corresponding binocular edge points. Finally, accurate three-dimensional edge point clouds are reconstructed using stereo vision methods. Experimental results demonstrate that compared to other current methods, this approach can effectively address the issue of false edges caused by interference such as reflection and surface scratches, the reconstructed edge point cloud using this method has high accuracy with reconstruction error less than 0.15 mm and can be applied in industrial scenarios such as bin picking, online quality inspection.

Keywords point cloud projection; edge extraction; edge matching; three dimensional reconstruction

Funding This work is supported by National Natural Science Foundation of China (62105352), and Shenzhen Science and Technology Program (JSGG20220831092801003)

1 引言

随着工业制造行业的产业升级, 工业自动化的需求日益增长。三维光学测量技术能实现零部件三维轮廓的非接触和快速测量, 因此已被广泛应用于零部件设计、加工、装配和质量检测等生产环节, 极大地推动了工业制造向自动化和智能化的转型^[1-3]。工业零部件通常包含大量几何边缘, 如孔、沟槽、边沿、轴肩、键槽和圆孔等。这些边缘轮廓是表征零件外形的重要信息, 例如: 在工业零部件上下料场景, 精确的边缘点云有助于提高视觉定位的稳定性; 在工业质量检测场景, 零部件边缘常常作为基准, 用于尺寸公差和形位公差的计算。因此, 工业零部件边缘的精确三维重建具有重要意义。

当前研究中, 边缘点云的三维重建方法主要分为 4 类: 基于 3D 点云的方法、基于图像的方法、结合点云和图像的方法以及深度学习方法。

基于 3D 点云的方法通常先利用工业 3D 相机重建零部件的表面轮廓, 然后通过点云边缘提取^[4-5]技术获得零部件边缘点云。Mineo 等^[6]结合新的边界点检测算法和基于空间快速傅里叶变换的过滤方法, 直接从激光扫描测量生成的涡轮风

扇发动机叶片上提取并重建边缘线。刘之远等^[7]通过多线激光扫描获取钣金件的边缘点云, 并通过设置激光投射角度过滤大部分非边缘点, 这种方式对相机的放置角度有较大限制, 不适用于大部分工业应用场景。Lim 等^[8]提出一种基于点云边缘的姿态估计方法, 该方法使用点云边缘检测功能, 与基于迭代最近点算法的姿态估计方法相比, 该方法更具优势。韩奉林等^[9]提出一种基于 3D 点云边界点特征配准算法的航空叶片位姿识别算法, 利用邻域点在切平面的投影向量夹角提取点云边界点, 通过随机采样一致性配准算法和迭代最近点算法配准边界点云, 提高了航空叶片的配准精度。上述基于点云的方法依赖工业 3D 相机扫描的点云质量, 但由于工业 3D 相机重建的零部件表面在边缘处往往存在点云缺失和点云噪声, 因此导致边缘点云的重建质量受影响。例如: 在使用基于结构光原理的工业 3D 相机时, 由于零部件边缘处的法向突变, 结构光投射到零部件边缘处会形成亮斑, 影响点云重建精度, 乃至形成点云空洞; 在使用时间飞行法工业 3D 相机时, 边缘处的深度突变会在前景和背景之间形成飞点, 影响边缘点云的精度和完整性。

基于图像的方法通过立体匹配获得两个或多

个图像中的对应边缘点,然后采用立体视觉方法直接进行边缘点云重建。Bignoli 等^[10]提出一种从无序图像序列中恢复直线和曲线 3D 边缘的方法,该方法能在强烈光照变化和反射的情况下实现 3D 边缘重建。Choi 等^[11]提出一个从单目图像序列重建常见直线骨架结构的 3D 边缘重建架构,有效解决了线状对象的自遮挡问题。Wu 等^[12]通过三视角块匹配方法对钣金件的圆孔轮廓线进行匹配,并根据三目约束原理重建圆孔边缘。上述基于图像的方法往往需要从 3 个以上视角对边缘进行提取和匹配,然而常用的工业 3D 相机仅含有两个相机,限制了此类算法的适用场景。此外,边缘匹配是基于图像的方法的关键,但由于工业制造过程中的反光、油污、划痕和表面处理工艺等因素,图像中存在大量的“伪边缘”,造成多视角边缘匹配错误,导致重建结果中存在大量的噪声和外点,而这些噪声和外点难以通过常规的点云后处理方法去除。为提高边缘匹配的成功率,需要采用更复杂的匹配策略^[13-14],但这会提升运算需求,大大增加工业 3D 测量的成本。

一些国内的工业 3D 测量公司提出了结合点云和图像的边缘重建方案。郑俊^[15]提出一种基于手持式三维扫描仪的边缘检测方法,通过从双目图像中提取边缘线,并根据极线约束确定对应边缘点,重建所有符合极线约束的备选三维点。这些备选三维点再通过两种筛选方法进行确认:第一种筛选方法依赖第三相机,将备选点投影到第三相机图像中,如果投影点附近存在边缘点,则被认为是真实边缘点,但由于多数工业 3D 相机一般仅有 2 个相机,因此,该方法在工业上的适用性较差;第二种筛选方法依赖手持扫描仪扫描的点云,如果备选三维点附近有扫描的点,则认为是真实边缘点,这种筛选方法无法筛除由表面纹理、划痕、反光等产生的伪边缘点。任茂栋等^[16]提出一种用于工业检测的边缘重建算法,通过工业 3D 相机重建点云,将其与 CAD 模板

点云进行配准,提取模板边缘线并投影到双目图像中,如果在投影点附近找到对应边缘,则进行双目边缘重建。该方法的重建精度较高,但依赖 CAD 模板点云,而制造现场可能无法获得 CAD 模型。此外,扁平件或圆柱零件难以通过点云配准获得边缘点在相机坐标系下的准确位姿,限制了算法的使用场景。

近年来,随着深度学习技术的发展,许多基于神经网络的 3D 边缘重建算法逐渐涌现。Wang 等^[17]提出一种基于卷积神经网络的在线线状边缘重建方法,通过在统一的优化框架下结合几何约束、图像特征、平面和角度正则项,对生成的 3D 线段进行重建。Ye 等^[18]受 NeRF 启发,构建了表示 3D 边缘密度分布的神经边缘场,从一组经过校准的多视图图像中重建物体的 3D 参数化特征曲线。Li 等^[19]提出一种基于神经网络的边缘表示方法,利用无符号距离函数编码 3D 边缘距离和方向,从多视图边缘图中抽象出参数化的直线和曲线边缘。基于神经网络的边缘成像算法虽然在一般场景下展现出显著优势,但其在工业场景的重建效果尚待验证。此外,工业零部件种类繁多、环境复杂,深度学习方法往往需要预先采集和制作大量的训练数据,难以快速应用于工业制造现场。

通过对主流边缘重建算法进行分析可以发现,当前算法虽然都存在一些缺点,但也各具优势。例如,基于图像的方法的边缘重建精度较高,由于点云重建通常是三维光学测量的必要环节,基于点云的方法可将点云作为先验信息来确定边缘的粗略位置。本文提出一种基于点云投影的双目边缘三维重建方法,利用点云边缘提取后的点云在真实边缘附近这一事实,排除图像中提取的“伪边缘”对双目边缘匹配的干扰,简化了图像边缘的立体匹配流程。该方法结合基于图像和基于点云方法的优点,无须预先获取零部件的 CAD 数模,适用于大多数工业 3D 相机,重建的

边缘点云具有较高的精度和完整性, 能有效解决工业零部件 3D 点云在边缘处的点云噪声和缺失问题。

2 基于点云投影的边缘三维重建方法

2.1 整体算法流程

基于点云投影的边缘三维重建算法以工业 3D 相机扫描的零部件点云和双目图像作为输入, 如图 1 所示, 通过以下步骤重建零部件边缘的精确三维点云。

(1) 边缘点云提取: 采用协方差矩阵特征值分析方法, 从扫描点云中提取边缘点云。

(2) 图像边缘提取: 利用边缘检测算法获得双目图像中的亚像素边缘点。

(3) 边缘投影和匹配: 将边缘点云投影到双目图像, 得到投影边缘点, 在每个投影边缘点的近邻区域搜索对应的图像边缘点, 经过多维度的筛选策略, 如果在双目图像中均搜到对应边缘点, 则完成该边缘点的双目匹配。

(4) 边缘三维重建: 通过立体视觉方法对匹配的双目边缘点进行三维重建, 得到精确的三维边缘点云。

2.2 边缘点云提取

为从工业 3D 相机扫描的点云中提取边缘点云, 用于后续的点云投影步骤, 采用 Bazazian 等^[20]

提出的基于点云 K 近邻协方差矩阵的特征值分析方法进行点云边缘提取。首先, 对点云中的每个点估计法线; 其次, 计算该点 K 近邻点的协方差矩阵 (协方差矩阵对应的特征值 $(\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2)$ 反映了点云在不同方向上的变异程度); 最后, 利用协方差矩阵的特征值构建表面变化参数 $\sigma_k(p)$, 表示如下:

$$\sigma_k(p) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (1)$$

其中, p 为待判断是否为边缘点的每个点; k 为该点附近做最近邻搜索时的近邻点数。

分析每个点的表面变化参数, 当 $\sigma_k(p)$ 的值超过某个阈值时, 则认为该点是一个边缘点。

为减少三维扫描点云的噪声对边缘点云提取的影响, 以及减少边缘提取后点云中的噪声, 本文在边缘点云提取前后还采用基于半径的离群点去除算法进行了点云滤波。本文边缘点云提取的具体流程如图 2 所示。工业 3D 相机扫描的点云如图 2(a) 所示, 由于扫描的点云中包含较多点云噪声, 因此, 本文首先采用基于半径的离群点去除算法对工业 3D 相机扫描的点云进行去噪处理, 去噪之后的点云如图 2(b) 所示; 其次, 采用基于 K 近邻协方差矩阵的特征值分析方法进行点云边缘提取, 如图 2(c) 所示, 其中红色点为提取的边缘点, 可以看出, 由于点云缺失和点云噪声, 提取的边缘点中也存在较多伪边缘点和离散

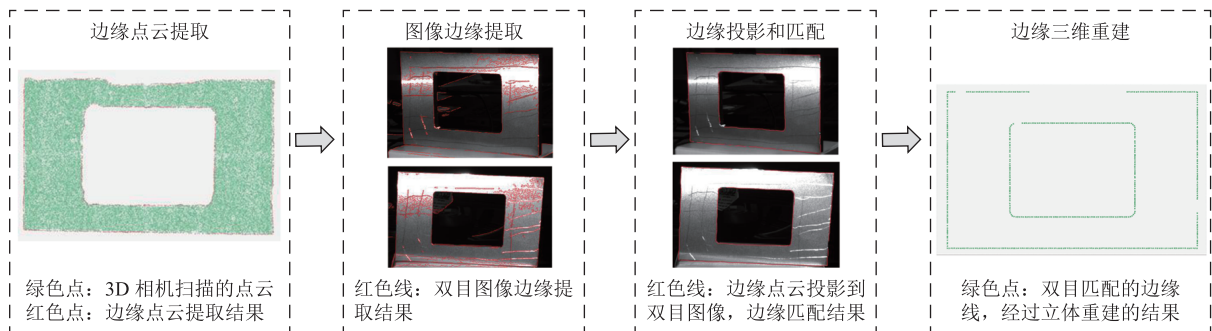


图 1 基于点云投影的边缘重建算法流程

Fig. 1 Flow chart of edge reconstruction method based on point cloud projection

噪声点；最后，再次采用基于半径的离群点去除算法对边缘点云进行滤波，滤波后的边缘点云如图 2(d) 所示，可以发现，滤波后的边缘点云中的噪声显著下降。

2.3 图像边缘提取

本文采用 Gioi 等^[21]提出的边缘提取算法提取双目图像中的亚像素边缘。该方法对经典的 Canny^[22]算法进行了改进，在高斯滤波后，采用 Sobel 算子计算沿水平和垂直方向的梯度 G_x 、 G_y ，利用非极大值抑制方法找出梯度模的局部最大值点，并作为潜在的边缘点，随后采用 Devernay 校正公式^[23]计算边缘点的亚像素偏移。如果一个点在水平方向上是边缘点（即水平梯度大于垂直梯度），则边缘的亚像素偏移可表示如下：

$$\eta_x = \frac{1}{2} \frac{\|G_x(x-1, y)\| - \|G_x(x+1, y)\|}{\|G_x(x-1, y)\| + \|G_x(x+1, y)\| - 2\|G_x(x, y)\|} \quad (2)$$

其中， (x, y) 为原始像素坐标； $G_x(x, y)$ 为 (x, y) 处的水平梯度分量； $\|G_x(x, y)\|$ 为水平梯度模； η_x 为相对于原始像素坐标的 x 方向的偏移量。

相应地，如果一个点在垂直方向上是边缘点（即其垂直梯度大于水平梯度），则边缘的亚像素偏移可表示如下：

$$\eta_y = \frac{1}{2} \frac{\|G_y(x, y-1)\| - \|G_y(x, y+1)\|}{\|G_y(x, y-1)\| + \|G_y(x, y+1)\| - 2\|G_y(x, y)\|} \quad (3)$$

其中， $G_y(x, y)$ 为 (x, y) 处的垂直梯度分量； $\|G_y(x, y)\|$ 为垂直梯度模； η_y 为相对于原始像素坐标的 y 方向的偏移量。

在原始像素坐标上加上亚像素偏移可得到边缘的亚像素坐标 (x', y') ：

$$\begin{cases} x' = x + \eta_x \\ y' = y + \eta_y \end{cases} \quad (4)$$

在获得亚像素边缘点后，通过边缘链式连接

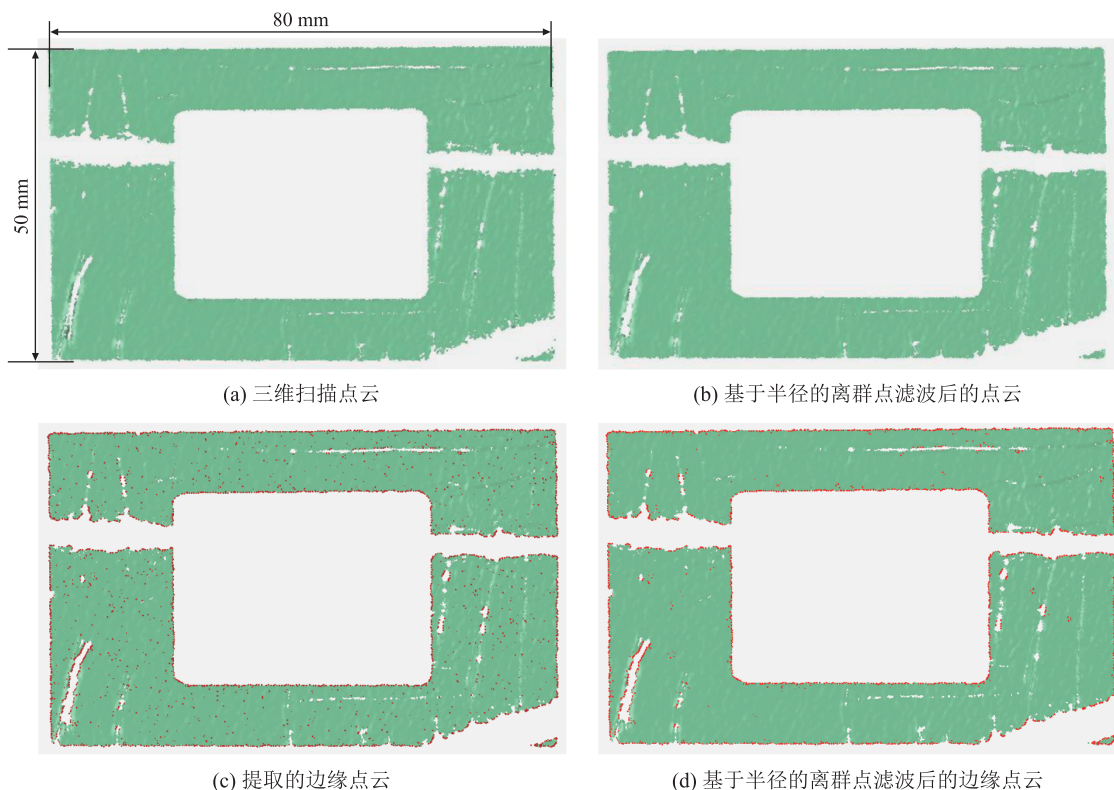


图 2 工业零部件点云的边缘提取流程

Fig. 2 Edge extraction procedure of point cloud of industrial part

获得连接的边缘线, 使用阈值与滞后处理得到最终的亚像素边缘。

2.4 边缘投影和匹配

通过图像边缘提取, 可获得亚像素精度的图像边缘线, 为排除这些边缘线中的“伪边缘”, 将从 3D 相机扫描点云中提取的边缘点投影到左、右图像, 得到亚像素精度的投影边缘点。假设提取边缘点中的一点 P 在世界坐标系中的坐标为 $P(X, Y, Z)$, 则其在左右图像中的投影点图像坐标 $p_1(u_1, v_1)$ 、 $p_2(u_2, v_2)$ 可通过式 (5) 求解:

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_{c1} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_1 \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^1 & m_{12}^1 & m_{13}^1 & m_{14}^1 \\ m_{21}^1 & m_{22}^1 & m_{23}^1 & m_{24}^1 \\ m_{31}^1 & m_{32}^1 & m_{33}^1 & m_{34}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{Z}_{c2} \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_2 \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^2 & m_{12}^2 & m_{13}^2 & m_{14}^2 \\ m_{21}^2 & m_{22}^2 & m_{23}^2 & m_{24}^2 \\ m_{31}^2 & m_{32}^2 & m_{33}^2 & m_{34}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{Z}_{c1}$ 和 $\mathbf{Z}_{c2}$ 分别为点 P 在左、右图像空间坐标系下的坐标; $\mathbf{M}_1$ 和 $\mathbf{M}_2$ 分别为左、右相机的投影矩阵; $[X, Y, Z]^T$ 为三维边缘点在世界坐标系下的坐标; m 为投影矩阵的元素。

假设左、右图像提取的边缘曲线集合为 $E_1 = \{E_1^i\}, i=1, 2, \dots, m$ 和 $E_2 = \{E_2^j\}, j=1, 2, \dots, n$ 。其中, m 和 n 分别为左、右边缘曲线集合中的曲线个数, 边缘点云投影到左、右图像后, 每个 3D 边缘点 P 对应两个 2D 投影边缘点 p_1 和 p_2 , 边缘点 P 在 E_1 和 E_2 中对应的精确边缘点为 x_1 和 x_2 , 可通过如图 3 所示的边缘点匹配算法计算。首先在左、右投影点附近搜索所有的图像边缘点, 这些附近的边缘点即近邻边缘点, 当近邻边缘点属于同一条边缘时, 则将这些邻近的离散边缘点拟合成近邻边缘线。由于零部件的边缘一般为直线、圆弧等规则形状, 近邻边缘线的曲线形式也较为简单, 因此采用二次多项式拟合近邻边缘曲线, 之后对拟合的边缘曲线精细采样, 求采

样点中距离投影点最近的采样点。该方法省去了传统的沿极线搜索的边缘点匹配过程, 简化了双目匹配算法。

Algorithm 1: 双目边缘匹配算法

```

Input:  $p_1, p_2, E_1, E_2$ 
Output:  $x_1, x_2$ 
1 begin
2   for  $i=1, 2$  do
3     求点  $p_i$  附近半径  $r$  内的边缘点集合  $Edge_i^k, k=1, 2, \dots, n$ ;
4     if  $n \geq 5$  and  $Edge_i$  的所有点均属于单个边缘线  $E^i$  then
5       拟合二次多项式曲线  $S$ ;
6       if 曲线拟合误差足够小 then
7         曲线采样, 采样间距为 0.2 个像素;
8         遍历所有采样点, 计算采样点到  $p_i$  的距离;
9         距离点  $p_i$  最小的采样点为  $x_i$ ;
10      end if
11    end if
12  end for
13 对  $x_1$  和  $x_2$  去畸变, 并求  $x_1$  对应的右极线;
14  if  $x_2$  去畸变后的点在右极线附近 then
15    return  $x_1, x_2$ ;
16  end if
17 end

```

图 3 双目边缘匹配算法

Fig. 3 Stereo edge matching algorithm

综上可知, 双目边缘匹配算法包含了如下多个约束条件。

(1) 邻近边缘点个数条件: 邻近边缘点数目必须足够多, 本文数量需不少于 5。

(2) 邻近边缘数量条件: 如果邻近边缘数量大于 1, 即点云边缘和图像边缘若不是一一对应的, 则匹配失败。

(3) 边缘拟合误差条件: 如果边缘拟合误差过大, 则说明在该处的边缘不够平滑, 可以当作噪声点滤除。

(4) 匹配图像数量条件: 只有在双目图像中均匹配到对应点, 才能进行立体重建, 否则, 可能是反光形成的伪边缘。当结构光被投影到物体表面并反射后, 由于入射角度的差异, 物体的某个表面区域在一个图像中可能因为反光而出现过曝现象, 形成反光区域。与此同时, 在另一图像中, 同一区域往往能够保持正常曝光。因此, 反光在点云中产生的边缘不是物体的真正边缘, 这种伪边缘通常只能在双目图像中的一个图像里找到对应的点。通过匹配图像数量条件, 可以有效

地识别并排除由反光引起的伪边缘。

(5) 极线约束条件: 如果左右图像中匹配的对边缘点不满足极线约束, 则说明匹配错误。

通过上述匹配约束, 可有效降低反光、划痕和表面纹理干扰造成的匹配错误。

图像边缘提取、投影和匹配结果如图 4 所示, 其中: 红色线为图像边缘提取结果, 这些提取的边缘中包含了零部件边缘、划痕、表面反光、表面处理纹理和背景物体形成的伪边缘; 蓝色线为边缘提取后的点云投影到图像形成的边缘; 紫色线为边缘点云投影后匹配的对边缘。由图 4 可知, 当工业零部件存在反光、划痕和表面纹理时, 图像提取的边缘中包含了大量的伪边缘点, 经过点云投影和匹配后, 图像边缘提取的红色线中的大部分非边缘点在边缘匹配时被滤除。在滤除反光、划痕和表面处理的伪边缘时, 过滤条件有所差别, 其中: 投影仪光线照射到高

反射率表面的高反射光进入到双目相机后, 由于入射角度不同, 在双目图像中的反光区域不同, 最终 3D 相机扫描的点云中反光引起的点云缺失区域相当于左右图像反光区域的并集; 扫描点云缺失形成的点云边缘在投影到双目图像上时, 一般仅能在其中一个图像上匹配到对应的边缘, 因此, 根据匹配图像数量约束条件, 可以滤除反光形成的非边缘点; 划痕会在图像上形成大致平行的两条边缘线, 对于细的划痕, 图像中划痕处的两条平行线会比较接近, 划痕造成的伪边缘投影到图像时, 这些边缘点在搜索对应边缘时, 会搜索到两条对应边缘, 根据邻近边缘数量约束条件, 这些细的划痕形成的非边缘点被滤除; 粗划痕在图像上形成距离较远的两条划痕, 在匹配时, 无法通过邻近边缘数量约束滤除这些非边缘点, 但粗划痕较明显, 可通过常规的深度学习方法检出, 因此, 粗划痕不是本文的研究重点; 尽

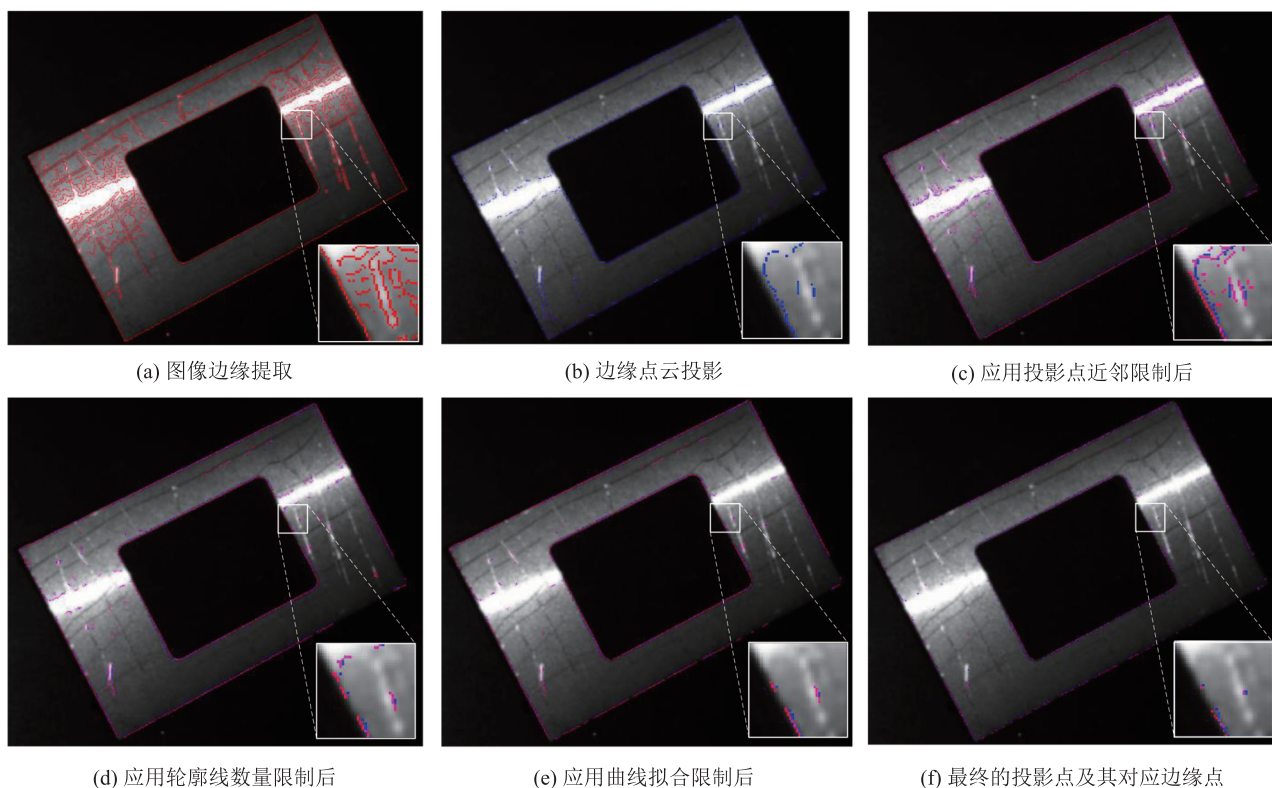


图 4 边缘投影和匹配结果

Fig. 4 Results of edge projecting and matching

管表面纹理会在双目图像中形成杂乱边缘, 然而当前主流 3D 相机一般采用激光光源, 表面纹理一般不影响点云重建的完整性, 因此表面纹理不会在点云边缘提取时形成伪边缘。本文利用点云边缘和图像边缘交叉验证的方法有效滤除纹理造成的图像伪边缘。此外, 部分点云因 3D 相机的点云噪声而在投影后匹配到错误边缘点, 这些边缘点重建后, 在重建边缘点云中形成了噪声点。然而, 由于重建的边缘点云中的这类噪声较少, 因此可采用常规的点云滤波算法, 如基于半径的离群点滤除算法进行滤除, 在质量检测和视觉定位等应用中, 一般需要将重建的边缘点云与模板边缘点云进行配准, 而在点云配准时, 这些噪声点可被识别为体外点(outliers), 从而不影响质量检测 and 视觉定位的结果。

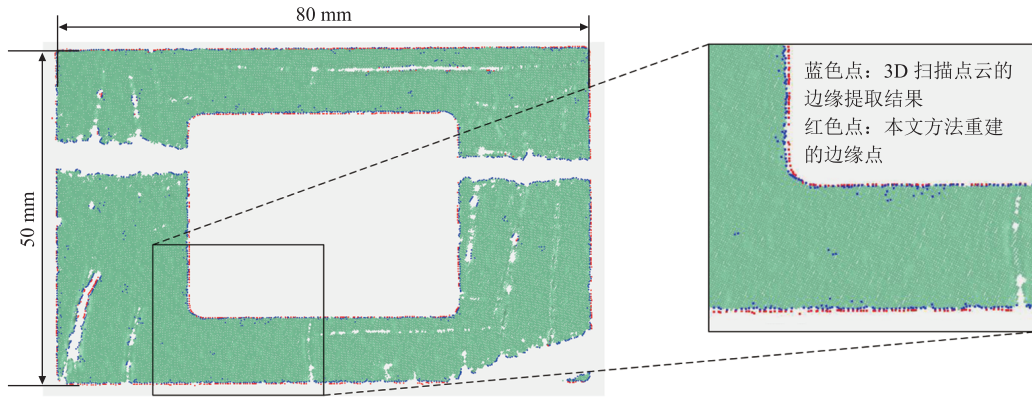
2.5 边缘三维重建

图像边缘匹配后, 对于左图像上的任意一点 $x_1(u_1, v_1)$, 其在右图像上的对应坐标为 $x_2(u_2, v_2)$, 对应的空间边缘点 $P(X, Y, Z)$ 可表示如下:

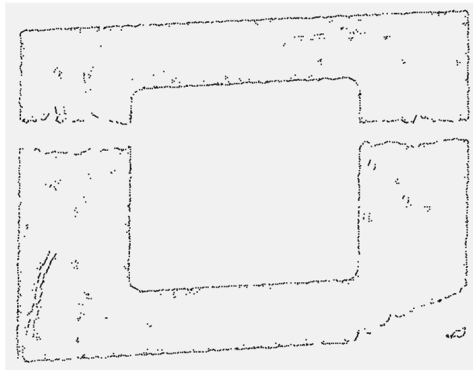
$$\begin{bmatrix} u_1 m_{31}^1 - m_{11}^1 & u_1 m_{32}^1 - m_{12}^1 & u_1 m_{33}^1 - m_{13}^1 \\ v_1 m_{31}^1 - m_{11}^1 & v_1 m_{32}^1 - m_{12}^1 & v_1 m_{33}^1 - m_{13}^1 \\ u_2 m_{31}^2 - m_{11}^2 & u_2 m_{32}^2 - m_{12}^2 & u_2 m_{33}^2 - m_{13}^2 \\ v_2 m_{31}^2 - m_{11}^2 & v_2 m_{32}^2 - m_{12}^2 & v_2 m_{33}^2 - m_{13}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{14}^1 - u_1 m_{34}^1 \\ m_{24}^1 - v_1 m_{34}^1 \\ m_{14}^2 - u_2 m_{34}^2 \\ m_{24}^2 - v_2 m_{34}^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

因此可利用式(6), 并利用最小二乘法重建获得所有边缘点的三维坐标。

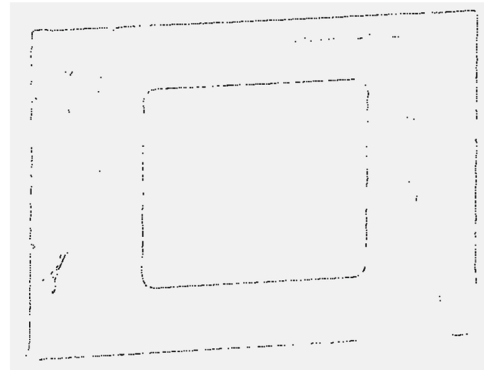
本文边缘重建方法和基于点云的边缘重建结果如图 5 所示, 其中: 绿色点为扫描点云; 蓝色点为扫描点云中提取的边缘点云; 红色点为本文方法重建的点云。可以看出, 反光、表面划痕、表面纹理和工业 3D 扫描的边缘点云缺失导致扫描点



(a) 边缘提取和边缘重建的点云



(b) 提取的边缘点云



(c) 重建的边缘点云

图 5 边缘三维重建效果

Fig. 5 Edge 3D reconstruction result

云经过边缘提取后仍存在大量伪边缘点,而经过本文的点云投影和图像边缘匹配后,重建的点云中非边缘点的数量大大减少。此外,与边缘提取的点云相比,本文方法重建的点云有向外扩展的趋势,这是由于工业 3D 相机扫描的点云在零部件边缘处存在少量点云缺失,因此,与实际边缘相比,从扫描点云直接提取的边缘点云向内收缩。

3 实验和分析

3D 边缘重建算法开源工作多利用多视角立体视觉方法^[10-14]和基于深度学习的方法^[17-19],其中:多视角立体视觉方法重建效率低;基于深度学习的边缘重建方法的原理大多属于多视角重建,主要面向通用场景,尚未见工业制造场景的应用,且深度学习方法一般提前采集大量数据进行标注、训练和测试,对于品类多、更新快的工业零部件来说,深度学习方法的部署和应用较困难。而使用本文结构光进行 3D 边缘重建的文献较少,因此本文重点比较了基于邻域投影向量夹角的边界点提取算法^[9]和基于点云筛选的边缘立体重建算法^[15]。其中,韩奉林等^[9]提出的方法是一种典型的基于点云的方法,代表性较强,而

郑俊^[15]的方法由国内 3D 视觉头部企业提出,是一种典型的结合点云和图像的方法,该方法无须 CAD 数模,通过扫描点云对边缘匹配中的错误匹配关系进行筛选,在工业中应用前景较强,因此,本文认为这两种方法与本文方法具有可比性。

为简化描述,本文将基于邻域投影向量夹角的边界点提取算法简称为基于边界提取的方法,将基于点云筛选的边缘立体重建算法简称为基于点云筛选的方法。其中:基于边界提取的方法先通过结构光扫描获取被测零部件的点云,然后通过判断邻域点在切平面的投影向量夹角重建边缘点;而基于点云筛选的方法在双目图像中提取边缘点后,经过极线匹配重建备选边缘点,如果备选边缘点附近存在扫描点云,则该备选边缘点被保留,若不存在,则作为误匹配点筛选。本文对基于边界提取的方法、基于点云筛选的方法和本文方法的点云重建效果、重建精度、重建效率进行了对比,验证了本文提出的方法在工业场景下的有效性。

3.1 实验环境及实验方案

本文根据视觉定位和工业检测等场景需求,搭建了如图 6 所示的实验环境,其中,两个图像分辨率为 $1\,280 \times 1\,024$ 的黑白相机和一台分

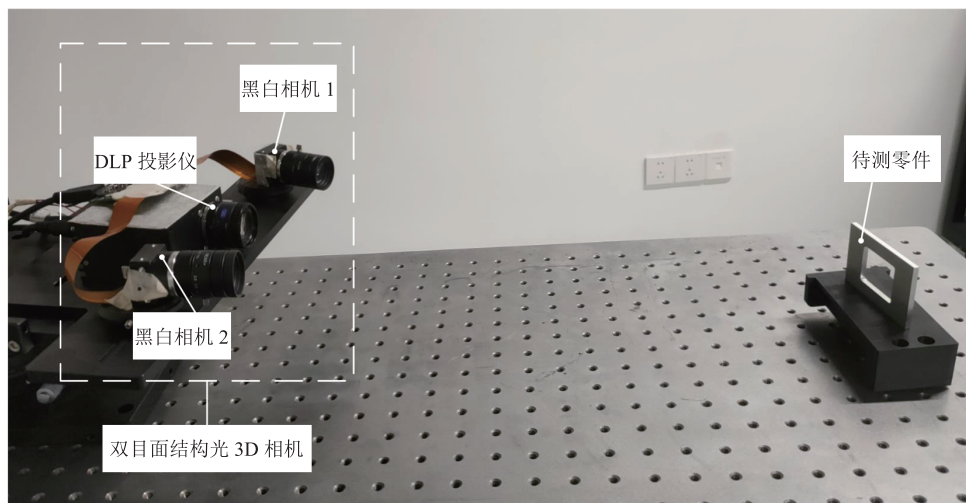


图 6 边缘三维重建系统硬件配置

Fig. 6 Hardware composition of the 3D edge reconstruction system

分辨率为 $1\,280 \times 720$ 的数字光处理 (digital light processing, DLP) 投影仪组成双目面结构光系统, 投影仪用于投射序列条纹结构光图像到被测零部件表面, 双目相机捕捉投影的条纹图像, 通过相位解算、相位匹配和三角法重建获得零部件表面的 3D 点云数据, 双目相机还用于采集双目边缘图像, 用于边缘提取、匹配和重建。实验所用的计算机配备了酷睿 i7-11700 的中央处理器和 32 GB 的内存。

3D 相机的测量范围可近似为立方体框架 $ABCD-EFGH$, 如图 7 所示, $AB=400\text{ mm}$, $BC=300\text{ mm}$, $AE=300\text{ mm}$ 。为测试本文提出的边缘重建算法的精度, 根据 VDI/VDE 2634 标准第二部分^[24]的思想, 将测试零件按照图 7 的姿态固定到测量框架 $ABCD-EFGH$ 中的 6 个位置, 在

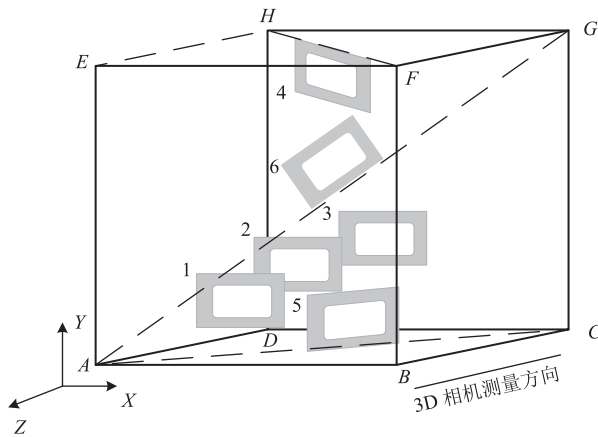


图 7 边缘重建测试示意图

Fig. 7 Schematic representation of the edge reconstruction test

每个位置处, 采用 3D 相机扫描被测物点云, 并采集双目边缘图像。测试时, 扁平测试零件与平面 $ABCD$ 大致垂直, 测试零件的具体位置分布如下: 测试零件平行于 $ABEF$, 且分布在测量体积的前部(1)、中部(2)和后部(3); 测试零件平行于对角线 FH (4)和 AC (5); 测试零件在测量体积的主对角线 AG (6)。

测试对象为图 8(a)所示的矩形件, 矩形外框长 80 mm , 高 50 mm , 采用精密铣床进行加工, 铣床的位置精度为 0.03 mm , 因此, 测试件的设计尺寸可作为参考值, 用于评估边缘重建算法的精度。测试件表面具有较高的反射率, 在铣床加工后对扁平件进行表面拉丝处理, 并人为制造划痕, 其重建的点云的缺失范围较大, 图像中也存在较多伪边缘, 通过对反光的铝合金件进行拉丝处理、人为制造划痕, 模拟实际工业场景下的零部件边缘三维重建。

本文从 4 个方面对重建精度进行评估:

(1) 直线拟合误差: 重建的边缘点云如图 8(b)所示(即图 8(b)中的所有红色、蓝色和绿色点), 选择左外框线的点云(标示为红色)进行直线拟合, 统计左外框侧线点云的每个点到拟合直线的距离, 并计算平均值, 即直线拟合误差。直线拟合误差越小, 边缘重建的直线还原能力越高。

(2) 直线距离误差: 计算图 8(b)所示的右外框线点云(标示为蓝色)的每个点到拟合的直线的距离, 并计算平均值, 该平均值和矩形外框长

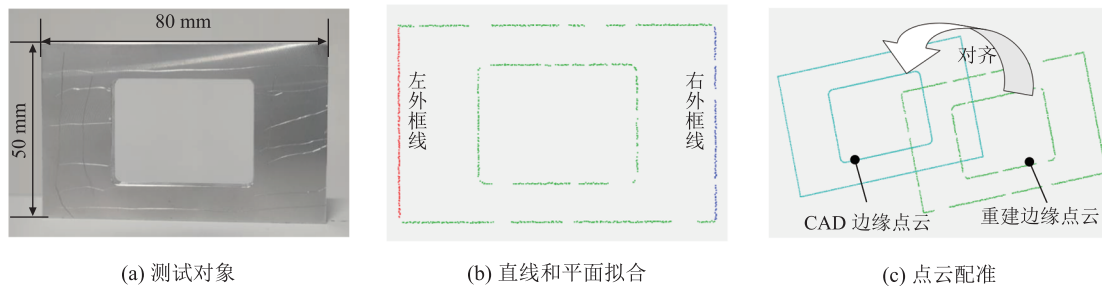


图 8 测试对象和精度测试项

Fig. 8 Test part and accuracy test terms

(80 mm)之差的绝对值即为直线距离误差。直线距离误差越小,边缘重建的位置符合度越高。

(3)平面拟合误差:选取图 8(b)所示的所有边缘点,并拟合平面,统计每个边缘点(图 8(b)中的所有红色、蓝色和绿色点)到拟合平面的距离,并计算平均值,作为平面拟合误差。平面拟合误差越小,边缘重建算法对平面的还原度越高。

(4)点云配准误差:如图 8(c)所示,将扁平件的 CAD 设计数模的边缘线转换为点云,并作为目标边缘点云,然后采用基于点-线误差的迭代最近点算法^[25]与重建的边缘点云进行配准,配准后,重建点云到目标点云的距离的平均值即为点云配准误差。点云配准误差越小,边缘三维重建的外形还原度越高。

3.2 实验结果分析

本文对基于边界提取的方法、基于点云筛选的方法和本文方法的点云重建效果进行了分析,

如图 9 所示。其中:红色点为本文方法重建的边缘点云;绿色点为基于边界提取方法重建的点云;蓝色点为基于点云筛选方法重建的点云;图 9(a)~(d)中的椭圆框和矩形框分别表示表面反光和划痕对重建边缘点云的影响。由图 9(a)可知,由于表面反光影响,本文方法重建的点云虽然也存在点云缺失,但是点云缺失较少,不影响工业质量检测和视觉定位,与基于边界提取的方法和基于点云筛选的方法相比,本文方法能筛除大部分由表面反光和划痕形成的伪边缘。由图 9(b)可知,基于边界提取方法重建的点云包含额外的伪边界,这些伪边界由表面反光和表面划痕引起。表面反光和划痕会导致 3D 扫描点云缺失,在表面点云中形成空洞,这些空洞的边界点经过边界提取,形成椭圆框和矩形框内的伪边缘。由图 9(c)可知,椭圆框内的边缘点未被重建,原因是表面反光导致椭圆框处的扫描点云存

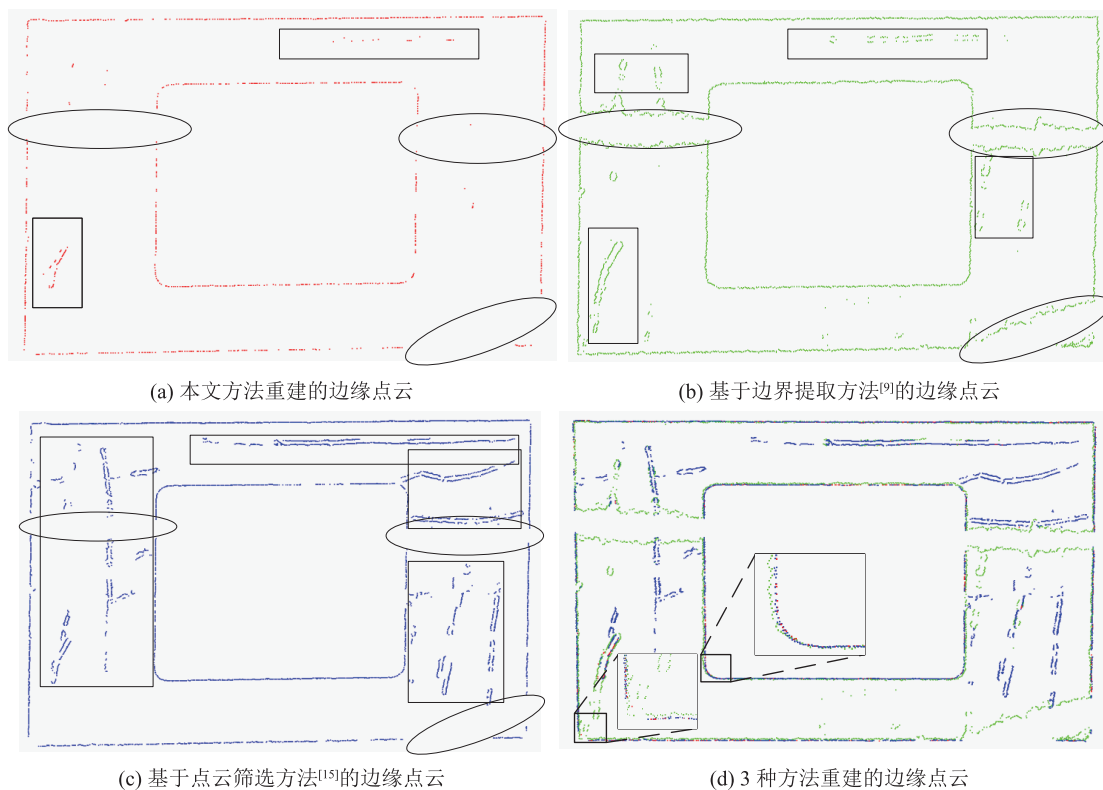


图 9 3 种方法的边缘点云重建效果

Fig. 9 Edge point cloud reconstruction results of three methods

在缺失, 椭圆框内的备选边缘点被筛除。此外, 图 9(c) 中的矩形框内存在大量伪边缘, 这些伪边缘是表面划痕在双目图像中形成的图像边缘, 之后经过图像边缘匹配和立体重建得到, 在点云筛选阶段, 由于 3D 扫描点云在对应划痕附近存在点云, 因此这些划痕边缘点未被筛除。由图 9(d) 可知, 与本文方法和基于点云筛选的方法相比, 由于 3D 扫描点云在边缘处存在轻微点云缺失, 因此, 基于边界提取方法重建的边缘点有向内部收缩的趋势, 这种向内收缩使得重建的边缘偏离实际位置, 影响边缘重建的精度。

本文对比了 3 种方法的三维重建精度。在对比精度时, 手动删除了 3 种方法重建点云中的伪边缘点。3 种方法的重建精度如图 10 所示, 可以发现, 本文方法的直线拟合精度、直线距离精度和点云配准精度均高于其他两种方法, 说明本文边缘重建算法对直线的形状和位置还原精度较

高, 且边缘点云的形状位置精度也更高。本文方法重建的边缘点云的各项误差均小于 0.15 mm, 且最大配准误差约为 0.06 mm。基于边界提取的方法重建的边缘点云精度取决于扫描点云的边缘精度, 由于不同位置的扫描点云在边缘处的缺失程度各异, 因此, 其边缘线的直线拟合精度、直线距离精度和点云配准精度差异也较大。在直线拟合精度、直线距离精度和点云配准精度方面, 基于点云筛选的方法与本文方法均比较接近。在平面拟合精度方面, 基于点云筛选方法的精度低于本文方法, 且差异较大。这是因为基于点云筛选的方法依靠极线约束搜索并匹配对应边缘点, 当边缘线与极线方向接近时, 匹配误差较大, 因此, 基于点云筛选方法在重建上下的内、外侧框直线时精度较差。而本文方法在投影点近邻拟合二次曲线, 并搜索该曲线上距离投影点的最近点, 在搜索上下的内、外侧直线的对应点时, 相

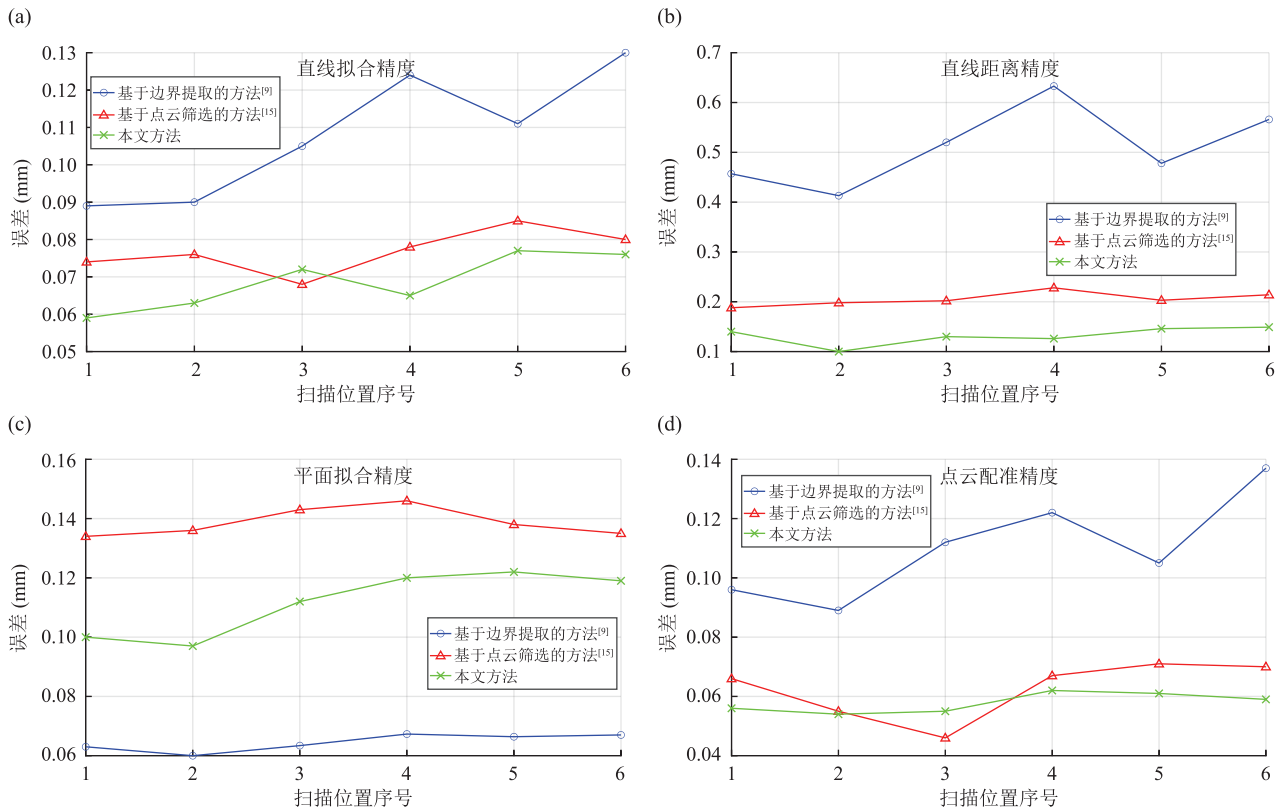


图 10 3 种方法的边缘重建精度

Fig. 10 Accuracy of edge reconstruction of three methods

当于寻找投影点到上下的内、外直线的垂足点，其匹配精度受边缘线方法的影响更小，因此本文方法的平面拟合精度明显高于基于点云筛选的方法。基于边界提取方法的平面拟合精度高于本文方法，这是因为基于边界提取的边缘重建方法从工业 3D 相机的扫描点云提取边缘，本文工业 3D 相机采用多频外差条纹结构光原理，能准确重建平面表面，因此提取的边缘点云也严格位于同一平面，而本文的边缘重建算法在图像边缘提取、边缘拟合和边缘匹配过程中引入较多误差，导致重建后平面精度下降，即使如此，本文方法的平均平面拟合误差为 0.11 mm，在可接受范围。综合 4 项精度来看，与基于边界提取的方法和基于点云筛选的方法相比，本文方法具有较大优势，点云的重建精度较高。此外，6 个不同位置的边缘重建误差变化较小，说明本文边缘重建算法受被测件位置变化影响较小。

本文对 3 种算法的运算效率进行了分析。6 个不同位置处的算法平均耗时如表 1 所示，测试时，算法在 CPU 上运行，并采用 8 个线程并行加速。基于边界提取方法的算法流程最简单，运算时间也最短；基于点云筛选的方法运算耗时最长；本文方法的运算时间为 429.0 ms。

表 1 边缘重建算法运算耗时

Table 1 Computation time of edge reconstruction algorithm

算法	运算耗时 (ms)
基于边界提取的方法 ^[9]	211.0
基于点云筛选的方法 ^[15]	704.7
本文方法	429.0

基于点云筛选的方法耗时最长的原因是，当采用该方法沿右极线搜索对应边缘点时，每个左边缘点往往对应了多个备选边缘点，因此，备选边缘点的匹配和重建较为耗时，这部分的运算耗时约为 446.9 ms。备选边缘点数量庞大，在点云筛选部分也耗时较多，以第二个扫描位置为例，如图 11 所示，灰色点为备选边缘点，蓝色点为

筛选后的边缘点。可以看出，当图像边缘点较多时，在边缘立体匹配时，每个左图像边缘线在右图找到多条备选边缘线，因此，重建的点云中产生大量的备选边缘线。其中，备选边缘点个数为 323 657，最终重建的边缘点个数为 5 030，有效边缘点仅占总体边缘点的 1.6%。另外，为提高备选边缘点的筛选效率，在利用工业 3D 相机的扫描点云筛选备选边缘点时，采用了 KD-Tree^[26]数据结构进行最近邻搜索加速，即使如此，基于点云筛选方法的点云筛选运算耗时仍高达 257.8 ms，可见，备选点的匹配、重建和点云筛选会消耗大量的运算资源。

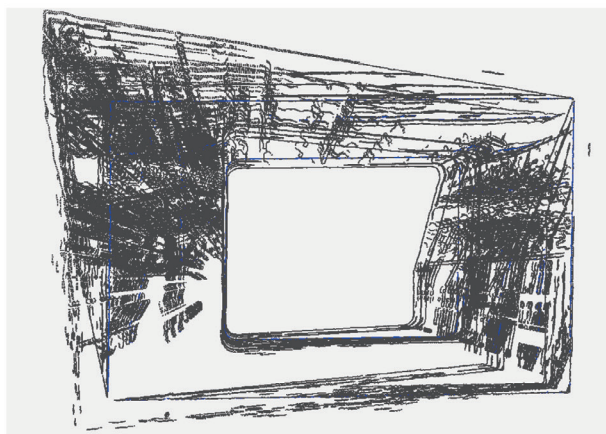


图 11 基于点云筛选方法重建的边缘点云

Fig. 11 Edge point cloud of point cloud filtering based reconstruction method

通过对 3 种方法的点云重建效果、重建精度和运算耗时进行分析，可以得出如下结论：

(1) 基于边界提取的方法和基于点云筛选的方法重建的边缘点云中存在由反光、表面划痕等干扰形成的伪边缘，这些伪边缘往往无法用常规点云后处理方式进行滤除，而本文方法在重建过程中能有效筛除这些伪边缘。

(2) 与基于边界提取的方法和基于点云筛选的方法相比，本文方法的边缘重建精度更高，各项误差均小于 0.15 mm，点云配准误差约为 0.06 mm，表明本文方法的形状位置还原能力较好。

(3) 本文方法的运算平均耗时为 429.0 ms, 满足工业现场的运算效率需求。

4 结 论

本文提出一种基于点云投影的双目边缘三维重建算法, 以解决工业零部件边缘处点云难以精确重建的问题。本文方法不依赖零部件的 CAD 数模, 适用于大部分工业 3D 相机, 具有广泛的应用前景。实验结果表明, 与当前的其他边缘重建方法相比, 本文方法能有效解决反光、表面划痕等干扰导致的伪边缘问题, 且本文方法在形状和位置的还原度方面表现更优, 三维重建误差约为 0.15 mm, 另外, 本文方法的运算耗时小于 0.5 s, 因此, 本文方法能满足工业应用中视觉定位和在线质量检测的需求。此外, 本文算法在重建平行于极线的边缘时, 仍存在一定的局限性, 在未来的研究中, 将考虑研究更多种类的边缘形状和边缘姿态, 以进一步扩展算法的应用范围。

参 考 文 献

- [1] 王卫军, 徐川, 黄晨, 等. 高精度锻造磨球的不良圆度和飞边视觉检测研究 [J]. 集成技术, 2024, 13(4): 108-116.
Wang WJ, Xu C, Huang C, et al. High-precision visual inspection of defective roundness and burrs in forged grinding balls [J]. Journal of Integration Technology, 2023, 13(4): 108-116.
- [2] 孔令升, 崔西宁, 郭俊广, 等. 基于时域编码结构光的高精度三维视觉引导抓取系统研究 [J]. 集成技术, 2020, 9(2): 38-49.
Kong LS, Cui XN, Guo JG, et al. An accurate bin-picking system using temporal encoded structured light sensor [J]. Journal of Integration Technology, 2020, 9(2): 38-49.
- [3] 郑泽凡, 谷飞飞, 王思成, 等. 基于三维视觉的机器人安全预警系统 [J]. 集成技术, 2022, 11(4): 80-91.
Zheng ZF, Gu FF, Wang SC, et al. A robot safety warning system based on 3D vision [J]. Journal of Integration Technology, 2022, 11(4): 80-91.
- [4] Bendels GH, Schnabel R, Klein R. Detecting holes in point set surfaces [C] // Proceedings of the 14th International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision 2006, 2006: 89-96.
- [5] 王宗跃, 马洪超, 徐宏根, 等. 海量点云的边缘快速提取算法 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(36): 213-215.
Wang ZY, Ma HC, Xu HG, et al. Novel algorithm for fast extracting edges from massive point clouds [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(36): 213-215.
- [6] Mineo C, Pierce SG, Summan R. Novel algorithms for 3D surface point cloud boundary detection and edge reconstruction [J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2019, 6(1): 81-91.
- [7] 刘之远, 张丽艳. 基于双目视觉的钣金件边缘检测技术与系统开发 [J]. 航空制造技术, 2020, 63(7): 30-39.
Liu ZY, Zhang LY. Technique research and system development for sheet metal edge inspection based on binocular vision [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2020, 63(7): 30-39.
- [8] Lim TW, Ramos PF, O'dowd MC. Edge detection using point cloud data for noncooperative pose estimation [J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2017, 54(2): 500-505.
- [9] 韩奉林, 李炜健, 苏斌, 等. 基于 3D 点云边界点特征的航空叶片位姿识别 [J/OL]. 计算机集成制造系统, (2023-10-23)[2024-08-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20231020.1756.016.html>.
Han FL, Li WJ, Su B, et al. Position and pose recognition of aviation blades based on 3D point cloud boundary point features [J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, (2023-10-23)[2024-08-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20231020.1756.016.html>.
- [10] Bignoli A, Romanoni A, Matteucci M, et al. Multi-view stereo 3D edge reconstruction [C] // Proceedings of the 2018 IEEE Winter Conference

- on Applications of Computer Vision (WACV), 2018: 867-875.
- [11] Choi H, Lee M, Kang J, et al. Online 3D edge reconstruction of wiry structures from monocular image sequences [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(11): 7479-7486.
- [12] Wu HT, Dong YZ, Cao XF, et al. An accurate novel circular hole inspection method for sheet metal parts using edge-guided robust multi-view stereo [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 35(1): 015006.
- [13] Xue TF, Owens A, Scharstein D, et al. Multi-frame stereo matching with edges, planes, and superpixels [J]. Image and Vision Computing, 2019, 91: 103771.
- [14] Wei H, Meng LJ. An accurate stereo matching method based on color segments and edges [J]. Pattern Recognition, 2023, 133: 108996.
- [15] 郑俊. 一种基于手持式三维扫描仪的边缘检测方法 & 系统: 中国, CN201811339872.5 [P]. 2019-02-15[2024-08-20].
Zheng J. An edge detection method and system based on hand-held 3D scanner: China, CN201811339872.5 [P]. 2019-02-15[2024-08-20].
- [16] 任茂栋, 张继耀, 张一弛. 一种边缘重建方法及系统: 中国, CN202011165547.9 [P]. 2021-02-19[2024-08-20].
Ren MD, Zhang JY, Zhang YC. An edge 3D reconstruction method and system: China, CN202011165547.9 [P]. 2021-02-19[2024-08-20].
- [17] Wang WR, Di HJ, Song LX. Reconstructing 3D contour models of general scenes from RGB-D sequences [C] // Proceedings of the International Conference on Multimedia Modeling, 2022: 158-170.
- [18] Ye YF, Yi RJ, Gao ZR, et al. NEF: neural edge fields for 3D parametric curve reconstruction from multi-view images [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 8486-8495.
- [19] Li L, Peng SY, Yu ZH, et al. 3D neural edge reconstruction [C] // Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 21219-21229.
- [20] Bazazian D, Casas JR, Ruiz-Hidalgo J. Fast and robust edge extraction in unorganized point clouds [C] // Proceedings of the 2015 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), 2015: 1-8.
- [21] Gioi RGV, Randall G. A sub-pixel edge detector: an implementation of the Canny/Devernay algorithm [J]. Image Processing On Line, 2017, 7: 347-372.
- [22] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [23] Devernay F. A non-maxima suppression method for edge detection with sub-pixel accuracy [D]. Paris: INRIA, 1995.
- [24] Verein Deutscher Ingenieure. Optical 3D Measuring Systems: Imaging Systems with Point-by-point Probing[M]. Düsseldorf: VDI-Richtlinien, 2008.
- [25] Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric [C] // Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008: 19-25.
- [26] Bentley JL. Multidimensional binary search trees used for associative searching [J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9): 509-517.