

# SAM2 融合 RGB-D 坐标转换的工件几何参数测量 \*

宋 涛<sup>1</sup>, 王泓竣<sup>1</sup>, 简圣前<sup>2</sup>, 汤 斌<sup>1</sup>, 邹 政<sup>3</sup>

(1. 重庆理工大学光纤传感与光电检测重庆市重点实验室 重庆 400054; 2. 重庆机床集团有限责任公司 重庆 401336;  
3. 重庆理工大学机械工程学院 重庆 400054)

**摘要:**尺寸测量是工业产品外观质检的重要环节,传统接触式测量效率低、受主观因素影响大。而视觉测量需针对不同对象设计对应的尺寸边界提取方案,高精度三维测量更是开发难度大,适用性不足。针对以上问题,故提出一种基于零样本分割大模型(SAM2)融合RGB-D坐标转换的非接触式工件主体参数测量方法。首先,评估阈值分割、边缘分割、颜色空间分割、GrabCut分割这4类传统图像分割算法的掩膜分割效果,选取其中最优者GrabCut分割,与主流深度学习分割算法及SAM2进行对比,以证明SAM2的优越性;然后,搭建双目立体视觉实验平台,采集工件高精度点云,并对点云进行滤波、平滑、空洞填补等处理,然后采集目标工件深度图和RGB图,利用SAM2的零样本泛化分割能力,通过正负点交互引导,在RGB图上实现高精度目标分割,得到初始掩膜;接着采用形态学优化和连通域分析生成拓扑闭合的平滑掩膜,并通过主成分分析(PCA)提取其特征骨架;最后沿骨架生成垂线段并融合对齐的深度图三维坐标计算几何参数。通过对比数显游标卡尺和点云的测量结果,对所提方法测量结果进行分析。实验结果表明,在套筒、钳具和电机这3类工件测量中,套筒直径测量平均绝对误差为0.0175 mm,钳具与电机参数测量平均绝对误差分别为0.028 3和0.023 7 mm,均满足精度要求。

**关键词:**工件几何参数测量;SAM2;RGB-D图;非接触测量

中图分类号: TH161 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 420. 4020

## Measurement of workpiece geometric parameters using SAM2 integrated RGB-D coordinate transformation

Song Tao<sup>1</sup>, Wang Hongjun<sup>1</sup>, Jian Shengqian<sup>2</sup>, Tang Bin<sup>1</sup>, Zou Zheng<sup>3</sup>

(1. Chongqing Key Laboratory of Fiber Optic Sensing and Optoelectronic Detection, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China; 2. Chongqing Machine Tool Group Corporation, Chongqing 401336, China;  
3. School of Mechanical Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

**Abstract:** Dimensional measurement is a critical step in the visual inspection of industrial products. Traditional contact-based measurement methods suffer from low efficiency and significant susceptibility to subjective factors. Meanwhile, vision-based measurement requires tailored dimensional boundary extraction schemes for different objects, and high-precision 3D measurement techniques often involve high development complexity and limited applicability. To address these challenges, this study proposes a non-contact method for measuring main workpiece parameters based on the segment anything model 2 (SAM2) with RGB-D coordinate transformation. First, the mask segmentation performance of four traditional image segmentation algorithms—threshold segmentation, edge segmentation, color space segmentation, and GrabCut segmentation—is evaluated. Among them, GrabCut segmentation, identified as the optimal traditional method, is compared with mainstream deep learning segmentation algorithms and SAM2 to demonstrate the superiority of SAM2. Subsequently, a binocular stereo vision experimental platform is constructed to capture high-precision point clouds of workpieces. The point clouds undergo processing steps such as filtering, smoothing, and hole filling. Depth maps and RGB images of the target workpieces are then acquired. Leveraging SAM2's zero-shot generalization capability, high-precision target segmentation is achieved on RGB images through positive and negative point interaction guidance, yielding initial masks. These masks are further refined via

morphological optimization and connected component analysis to generate topologically closed smooth masks. A feature skeleton is extracted using principal component analysis (PCA). Finally, perpendicular segments are generated along the skeleton, and geometric parameters are calculated by integrating 3D coordinates from the aligned depth maps. The measurement results of the proposed method are analyzed by comparing them with those obtained using digital calipers and point cloud data. Experimental results demonstrate that, in measurements of sleeves, pliers, and motors, the mean absolute error for sleeve diameter is 0.0175 mm, while the mean absolute errors for plier and motor parameters are 0.028 3 and 0.023 7 mm, respectively, all meeting the required precision standards.

**Keywords:** workpiece dimension measurement; SAM2; RGB-D image; non-contact measurement

## 0 引言

在制造业向智能化与精密化升级的背景下,工件精度不仅决定其基础质量,还影响着产线效能与机器生命周期。传统接触式测量以人工操作高精度仪器测量为主,虽在规则工件测量中可达合格精度,但在实际应用中仍存在诸多局限。对于复杂曲面、微小特征等异形构件,传统量工具因物理接触限制难以实现有效测量,非刚性工件还会因接触应力引发形变误差。此外,在如今规模化生产场景下,人工测量不仅面临效率瓶颈与人力成本上升的问题,其结果易受操作经验差异影响,导致测量结果波动,进而影响产品质量一致性,难以满足精密制造对高稳定性和严格公差控制的要求。相比之下,基于机器视觉的测量技术借助数字图像处理、三维重建以及深度学习等前沿手段,突破了传统接触式测量在物理接触和人工依赖等方面的固有限制,具备非接触式测量、亚毫米级精度、全自动化测量及环境适应性强等优势,已经在工业测量领域中得到广泛应用<sup>[1-3]</sup>。视觉尺寸测量利用计算机视觉技术通过处理图像数据,并结合相机标定<sup>[4-6]</sup>计算出目标物体的物理尺寸。图像数据的获取通常分为2D成像和3D成像两大类。2D成像技术<sup>[7]</sup>通常使用单一相机获取物体的二维图像,利用图像处理技术,如边缘提取<sup>[8-11]</sup>、亚像素定位<sup>[12]</sup>、几何拟合<sup>[13-15]</sup>等,从图像中提取物体的边界信息并计算物理尺寸。Wang等<sup>[16]</sup>使用基于单幅图像的远心相机高精度标定方法提高图像精度,采用改进的Zernike矩亚像素边缘检测方法提高亚像素边缘的检测精度,测量结果的最大平均绝对误差为0.84 μm。Xiang等<sup>[17]</sup>提出了一种基于双摄像头机器视觉系统和相对测量原理的测量方法,对大型汽车刹车片卡口尺寸进行高精度测量,平均绝对误差为0.003 mm。虽然2D视觉测量发展至今已经可以达到亚微米级的测量精度,但2D成像在面对复杂物体形状或环境干扰时,容易产生边界模糊、噪声过多等问题,导致测量精度低,尤其在多目标、遮挡和光照变化等复杂场景中,测量性能受限。与之相比,3D成像技术<sup>[18]</sup>通过多视角拍摄或使用激光扫描、结构光扫描等3D成像技术获取物体的三维信息,能够提供更加全面的物体几何形态。3D图像

的处理过程包括点云配准<sup>[19-22]</sup>、点云滤波<sup>[23]</sup>、点云分割<sup>[24]</sup>以及点云边界提取<sup>[25-27]</sup>等环节,点云配准将多个视角的数据对齐以形成完整的三维模型,点云滤波和分割是为了得到更标准的目标点云,而边界提取则是识别出标准点云与背景之间的界限,为尺寸的测量提供基准。例如,Zhou等<sup>[28]</sup>提出了一种基于3D点云的缝隙和平面精确测量方法,通过角度准则法提取边界特征点,设计了3种测量模型,测量的最大平面误差为0.03 mm,最大缝隙误差为0.04 mm。但该方法对于声敏感,处理复杂或微小边界时效果较差,需要根据具体情况调整角度阈值,通用性较弱。Wang等<sup>[29]</sup>利用Kinect v2.0在生长植物下进行三维重建,并采用局部凸连接(locally convex connected patches,LCCP)分割算法提取特征边界点,进而计算叶片几何参数。但LCCP算法依赖明显的凹凸特征,难以处理平滑表面点云。综上所述,在点云密度不均、遮挡严重或环境光线不佳的情况下,3D图像边界提取的精度和鲁棒性仍面临诸多挑战。

无论是2D测量还是3D测量,目标边界的准确定位始终是视觉尺寸测量中的瓶颈,目前主流的边界提取算法通常需要根据目标形状、环境特征等因素进行针对性设计,缺乏通用性,导致在实际应用中面临开发周期长、适应性差等问题。为解决以上问题,故提出一种基于零样本分割大模型(segment anything model 2, SAM2)和二进制掩膜的目标自动分割方法,实现目标的高精度自动分割,并通过骨架提取技术精确定位目标的边界,实现目标主体外形尺寸的自动测量。

## 1 数据处理

### 1.1 点云配准

结构光三维扫描仪采集得到的点云数据通常由多个来自不同视角的点云片段组成,需通过点云配准以获得完整的三维模型。利用最近迭代点算法<sup>[30]</sup>(iterative closest point, ICP)对点云片段进行配准,通过多次迭代计算旋转矩阵 $R$ 和平移矩阵 $t$ ,对源点云进行刚体变换,并计算每次变换后误差目标函数 $E$ 的值,直到函数值小于设置的误差阈值或达到设置的最大迭代次数时停止迭代。ICP配准原理如图1所示,其中 $S$ (source)为源点

云,  $T$  (target) 为目标点云,  $q_i$  为源点云上一点,  $p_i$  为目标点云中  $q_i$  的最邻近点。

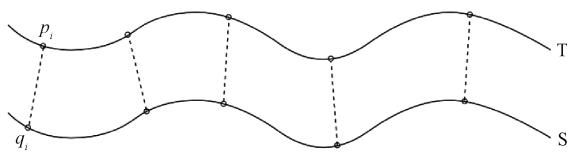


图 1 ICP 配准

Fig. 1 ICP registration

$R$  和  $t$  如式(1)所示, 目标函数如式(2)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} R = \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \times \\ \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \\ t = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (1)$$

$$E(R, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i - (Rp_i + t)^2 \quad (2)$$

其中,  $q_i$  为源点云,  $p_i$  为目标点云。

## 1.2 点云滤波

通过高精度结构光三维扫描仪获取的原始点云数据中, 除包含待测工件外, 往往还混杂有载物平台、环境背景噪声以及光学散射等干扰信息, 形成与测量无关的冗余点云。因此, 为实现基于点云深度图的工件几何尺寸测量<sup>[31]</sup>, 首先需要确定工件点云在整个点云中的空间位置, 并对原始点云进行调平以及滤波处理<sup>[32]</sup>, 以有效去除背景噪声和无关结构。经过预处理后的点云数据可在后续深度图转换中生成更高质量、低噪声的工件深度图, 从而提升测量精度和鲁棒性, 同时也为点云的精准测量奠定良好基础。为此, 设计一个系统的点云滤波流程, 以有效提升点云数据质量。图 2 为点云滤波过程, 首先利用直通滤波器进行粗滤波, 将点云与背景冗余噪声分离得到目标主体, 再利用统计滤波算法<sup>[33]</sup>, 计算点云中每个点到其邻域内  $k$  个最近邻点的平均距离, 并统计所有点平均距离的分布, 设定距离阈值, 将平均距离超过阈值的点(图 2 中下侧框)视为离群点滤除。

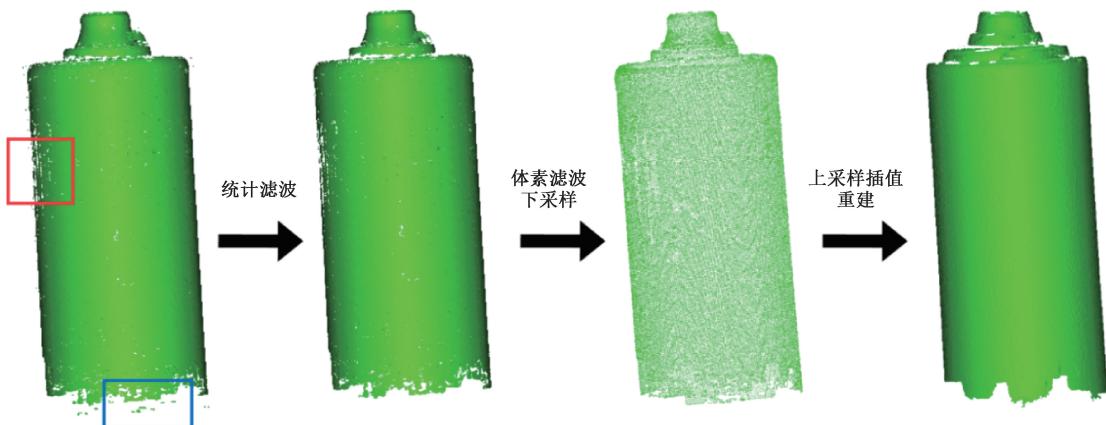


图 2 点云滤波

Fig. 2 Point cloud filtering

由于工件表面比较光滑, 数据采集时易受反光影响, 出现数据缺失和数据畸变(图 2 中上侧框), 因此, 还需对点云进行缺失填补和畸变修复。首先采用体素滤波算法对表面点云进行均匀下采样: 将点云进行体素划分, 然后计算非空体素的质心代替该体素内的所有点, 再利用插值方法<sup>[34]</sup>重建表面缺失部分, 得到密度更高, 表面更均匀的点云模型。体质心的计算如式(3)所示,  $V$  为一个非空体素, 其中包含  $m$  个点, 该体素的质心  $P_{centroid}$  为:

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{centroid} = \frac{\sum_{i=1}^m X_i}{m} \\ Y_{centroid} = \frac{\sum_{i=1}^m Y_i}{m} \\ Z_{centroid} = \frac{\sum_{i=1}^m Z_i}{m} \end{array} \right. \quad (3)$$

### 1.3 点云参数测量

经过上述一系列预处理操作,已获得精度较高、噪声较少的干净点云。图 3 展示了点云处理与尺寸测量的整体工作流程。以套筒为例,为获取其在不同高度位置的直径信息,将套筒点云沿轴向分割为 8 个

等间距截面,并对每一截面点云构建外接最大长方体包围盒,以提取其几何参数。由于套筒本体为圆柱结构,截面点云近似呈圆形,包围盒的长与宽可分别近似表示该截面的直径,因此取其均值作为直径的点云测量值。

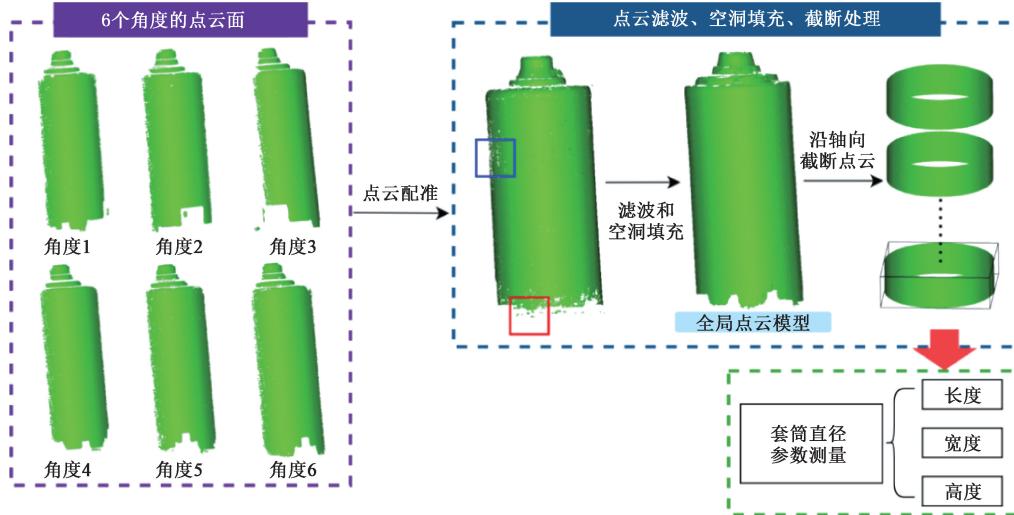


图 3 套筒点云处理和测量

Fig. 3 Sleeve point cloud processing and measurement

### 1.4 深度图映射

为了获得空间对齐的 RGB(red green blue)图和深度图(RGB-depth, RGB-D),通过正交投影将 3D 点云映射到 2D 平面。选择投影视角为  $-Z$  方向,将点云通过矩阵  $\mathbf{R}$  中心化,并乘以缩放因子  $s$ ,把点云的空间范围映射到图像  $1280 \text{ pixels} \times 960 \text{ pixels}$  的像素范围,如式(4)所示。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s & 0 & 0 & W/2 - sX_c \\ 0 & s & 0 & H/2 - sY_c \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $X_c, Y_c$  为点云平移量;  $s$  为缩放因子;  $W$  和  $H$  分别为图片宽和高,加上  $W/2$  和  $H/2$  偏移量,将点云的中心对齐到图像的中心位置。

将 XYZ 三维点云数据投影到 XY 平面后,生成单通道灰度图,其中灰度值对应于每个点的深度信息。为了增强深度图的可视化效果,再采用彩虹光谱映射方案将灰度图转为伪彩色深度图,并确保深度图与原始三维数据的空间对齐。在点云向图像投影的过程中,当多个 3D 点映射到同一像素时,算法保留 Z 值最小(即最接近相机)的点,并将无效区域填充为零值。

## 2 算法模型构建

在完成点云优化及 RGB-D 图像的获取与空间对齐后,为实现对工件主体几何参数的精确测量,提出一种 SAM2 融合 RGB-D 坐标转换的测量方案。如图 4 所示,首先,输入 RGB-D 图,在 RGB 图中选取正负提示点,用

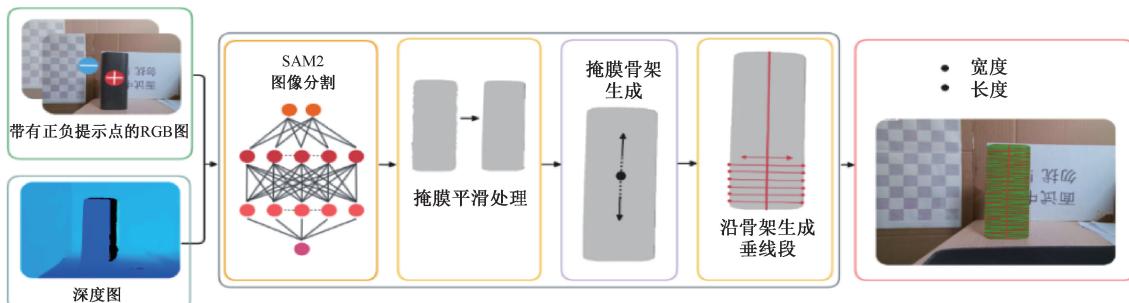


图 4 基于 SAM2 的 RGB-D 图测量方案

Fig. 4 SAM2-based RGB-D image measurement solution

SAM2 模型分割出目标,生成初始掩膜,并采用形态学处理对掩膜进行平滑与规范化。然后利用主成分分析(principal component analysis, PCA)算法提取掩膜骨架,并沿着骨架生成一系列垂直于局部斜率的垂线段,最后利用深度图获取骨架端点和垂线段端点的 3D 坐标,根据获取的 3D 坐标计算出工件的相关参数。

## 2.1 SAM2 图像目标分割

SAM2<sup>[35]</sup>的单帧图像掩膜分割整体流程与 SAM<sup>[36]</sup>相同,如图 5 所示,由 3 个部分组成:image-encoder、

prompt-encoder 以及 mask-decoder。输入图片经过 image-encoder 得到 image-embedding, 输入 prompt 经过 prompt-encoder 得到 prompt-embedding, 两个 embedding 同时输入到 mask-decoder 得到分割 mask。SAM2 相较于 SAM 提升了架构效率,采用 Hiera 架构替代了 SAM 中的 ViT 架构,引入跨层级跳跃连接提高了细节分割能力,优化了内存设计,保持了分割精度和零样本泛化能力的同时,SAM2 的分割效率是 SAM 的 6 倍,在工件深度图分割场景下能快速精准地分割出目标主体。

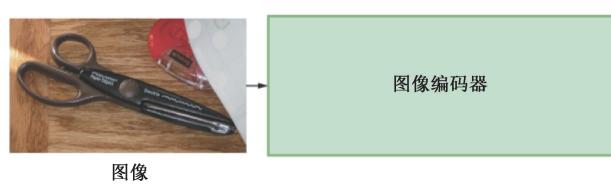


图 5 SAM2 掩膜分割

Fig. 5 SAM2 mask segmentation

输入对已经对齐的 RGB 图  $I_{rgb}$  和深度图  $I_{depth}$ , 深度图用于 2D 坐标到 3D 坐标的转换,RGB 图用于测量对象的掩膜分割。通过正点(positive point, P)和负点(negative point, N)引导模型分割,P 点引导模型识别掩膜时“必须包含”的区域,N 点指定掩码“必须排除”的区域以消除歧义,通过正负点结合,分割出  $I_{rgb}$  中的高质量工件掩膜,再将分割出的掩膜直接作用于  $I_{depth}$ ,由于输入已对齐,深度图中提取的区域便是待测量的区域。

## 2.2 二进制掩膜生成

当 RGB 图像的目标边界不够清晰时,SAM2 模型生成的二进制掩膜往往存在噪点、不规则边缘等问题<sup>[37]</sup>,这些缺陷将直接影响后续骨架提取的准确性与稳定性。如图 6 所示,掩膜存在锯齿边缘或缺口、目标区域不连通、内部存在孔洞或包含了非目标区域的微小连通域,这些问题会导致构建骨架时产生错误骨架影响测量结果。

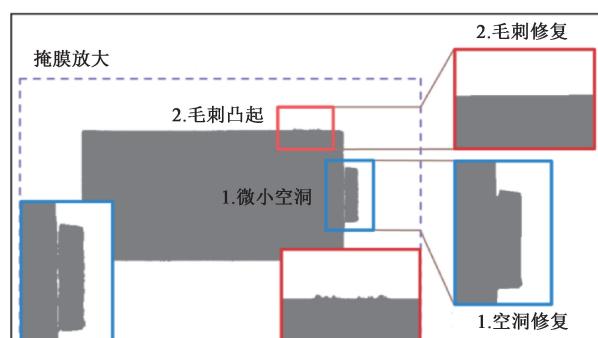


图 6 掩膜处理

Fig. 6 Mask processing

因此,需要对初始掩膜进行细化,并保留掩膜的原始形状,提升骨架构建的准确性。

为填补掩膜中的细小空洞<sup>[38]</sup>,设立一个最小阈值  $S_{min}$ ,滤除掩膜中连通区域面积小于  $S_{min}$  的部分。随后进行连通组件分析,对滤波后的掩膜进行区域划分,基于最大连通域准则<sup>[39]</sup>提取主要目标对象,剔除离散干扰对象。在提取主要目标对象后,依次执行形态学开运算与闭运算以优化掩膜结构<sup>[40]</sup>。在腐蚀操作中,卷积核  $K_{n \times n}$  在二值图像上滑动,只有当核覆盖的所有像素都为 1 时,中心像素才会被保留为 1,否则,它会被设置为 0。膨胀操作与之相反,如果核覆盖的像素中至少有一个为 1,中心像素就会被设置为 1。开运算通过先腐蚀后膨胀的操作序列去除目标边缘的毛刺状突起及细小凸起,实现边界平滑化;闭运算则通过先膨胀后腐蚀的操作填充目标内部孔洞及狭窄断裂,增强掩膜的整体连通性。最后,采用轮廓检测<sup>[41]</sup>算法提取剩余最大连通域的外围边界,利用 Ramer-Douglas-Peucker 多边形近似算法<sup>[42]</sup>对轮廓进行自适应简化,其中简化系数根据轮廓周长比例动态调整,最终将近似多边形重投影至二值空间,生成拓扑闭合、边缘平滑的掩膜。

## 2.3 骨架提取

为实现对目标几何参数的精准测量,首先需提取其中心轴线作为测量的空间基准。骨架提取技术<sup>[43]</sup>能够有效捕获目标对象的基本拓扑结构,将其二维形态简化为单像素宽的中心线,并以有序的骨架像素坐标数组形式表示,从而为后续的三维坐标转换提供空间基准。采

用PCA算法<sup>[44]</sup>进行骨架提取,该方法通过统计样本点的协方差结构,自动识别并提取数据的主轴方向,实现在降维的同时最大程度保留目标的主要几何特征。

在采用PCA算法提取工件骨架的过程中,先利用PCA算法计算方差,输出两个主轴;第1主轴 $PC_1$ 为最大方差方向,对应物体的主要延伸方向;第2主轴 $PC_2$ 为次

大方差方向且与第1主轴正交,对应物体的次要延伸方向。通过对两个主轴的反射对称性评分选出最优对称轴,如图7所示,具体步骤为:对于候选轴 $PC$ ,掩膜被其分割成 $m_a$ 和 $m_b$ 两部分,将掩膜 $m_a$ 翻转到另一侧代替 $m_b$ ,与原始掩膜 $m_a$ 构成新的掩膜 $M'_a$ ,然后用原始掩膜 $M_p$ 与 $M'_a$ 做差;再对 $m_b$ 做同样操作。对 $S_1 < S_2$ 时,生成主轴。

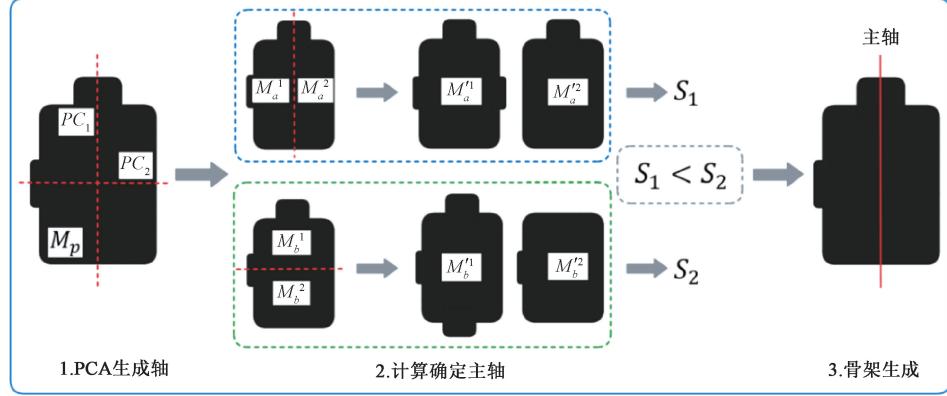


图7 PCA骨架提取

Fig. 7 PCA skeleton extraction

误差 $S$ 计算方式如式(5)所示。

$$S = \sum |M_p - M_{aa}| + \sum |M_p - M_{bb}| \quad (5)$$

误差 $S$ 越低,表示反射区域与原始对象重叠度越高,该主轴对称性越强,因此,选取具有最小误差的主轴作为目标的对称轴,即最终骨架方向。确定主轴后,按照主轴方向进行骨架构建,从目标质心开始沿主轴正负两个方向传播延伸,同时在掩膜边界内进行骨架增强,最后再进行像素数组重新排序,最终得到连贯骨架。

## 2.4 垂线段生成和深度识别

提取出的目标骨架为利用深度图进行三维测量提供了空间基准,为测量工件宽度或直径,需要在此基础上生成垂直于骨架的垂线段<sup>[45]</sup>,令其方向始终与轴线在该点的切线方向严格垂直,确保线段沿物体最宽处延伸,从而最大限度覆盖工件横截面。通过将骨架点与垂线端点的图像像素坐标映射到对齐的深度图中,提取对应的深度值,计算三维坐标,据此便可以精确计算工件的几何参数。

设骨架像素为有序集合 $S = (s_i | s_i = (y_i, x_i), i \in [1, n])$ ,其中, $s_1$ 为最底部骨架像素, $s_n$ 为最顶部骨架像素。定义一个窗口半径为 $r$ ,对于当前点 $s_i(x_i, y_i)$ ,其局部斜率通过滑动窗口内相邻点的几何关系计算,其计算步骤为:根据窗口半径计算前向与后向参考点坐标,然后计算局部斜率,利用反正切函数计算方向角 $\theta_i$ ,如式(6)所示。

$$\theta_i = \tan^{-1} \frac{y_{i+r} - y_{i-r}}{x_{i+r} - x_{i-r}} \quad (6)$$

给定步长 $t$ ,以 $i = i + t$ 遍历骨架像素。在计算端点附近的骨架像素时可能出现窗口越界的情况,因此还需在计算时给定截断避免越界计算。

在计算得到像素 $s_i$ 的方向角 $\theta_i$ 后,计算垂直于 $\theta_i$ 的方向向量 $\vec{a}$ ,沿着 $\vec{a}$ 通过正反双向迭代延伸生成垂直线段,生成方法如图8所示。

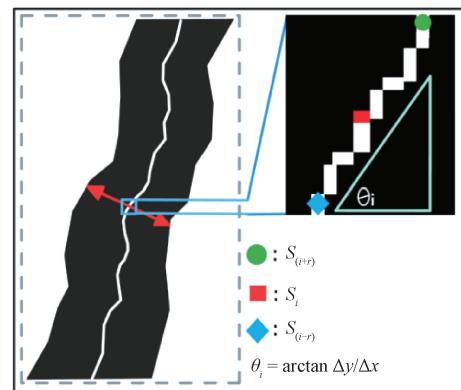


图8 垂线段生成

Fig. 8 Generation of perpendicular line segments

在延伸过程中,检测坐标是否超出图像边界或脱离物体掩膜区域,同时采集路径上的深度数据,并依据初始深度值进行阈值过滤以排除异常点。完成垂线段生成后,将端点回退至最后一个有效位置,记录两端坐标并计算左右两侧深度值的中位数。最后输出线段坐标和深度中值,这些数据可以反映物体在垂直于中心

线方向上的空间分布特征,为后续的测量分析提供基础数据支撑。

## 2.5 参数测量

假如总共生成了  $n$  条垂线段,在第  $k$  条线段  $l_k$  处计算直径(宽度)  $D_k$ ,  $D_k$  可以直接用线段两端端点的欧几里得距离来表示,线段两端端点为  $k_1$  和  $k_2$ ,三维坐标用  $X_{k_1}$ ,  $X_{k_2}$  表示,则  $D_k$  计算如式(7)所示。

$$D_k = \|X_{k_1} - X_{k_2}\| \quad (7)$$

最终直径取所有局部直径的平均值,即  $D = \left( \sum_{i=1}^n D_i \right) / n$ 。工件的主轴长度  $L$  用线段  $l_k$  的三维中点之间的欧几里得距离的和来计算,  $l_k$  的中点坐标为  $X_k^{\text{mid}}$ , 则  $L$  的计算如式(8)所示,其中  $n$  为直径数,即:

$$L = \sum_{k=1}^{n-1} l_k = \sum_{k=1}^{n-1} \|X_{k+1}^{\text{mid}} - X_k^{\text{mid}}\| \quad (8)$$

## 3 实验及分析

### 3.1 测量系统搭建及数据采集

为验证算法在工件几何参数测量中的有效性,设计并搭建一个工件几何参数测量系统。系统主要由结构光三维扫描仪和主控计算机组成,结构光三维扫描仪如图 9 所示,由一台分辨率为  $720 \times 1280$ 、帧率为 30 的数字光处理(digital light processing, DLP)投影仪和分辨率为  $2048 \times 3072$  的 CCD 相机(型号 MV-CE060-10UM)组成,采用相移格雷码法对工件进行三维重建。主控计算机搭载 NVIDIA GeForce RTX 4070 Laptop GPU,用于相机标定、点云配准、深度图转换以及工件测量任务,使用软件 FlexScan3D 控制扫描设备,设备通过数据线将重建数据输入主控计算机,点云保存为 PLY 文件。主控计算机使用 Halcon-24.11 以及 Open3D 库对输入的点云进行 GPU 加速处理,生成对齐的深度图和 RGB 图,为后续测量算法提供数据支持。

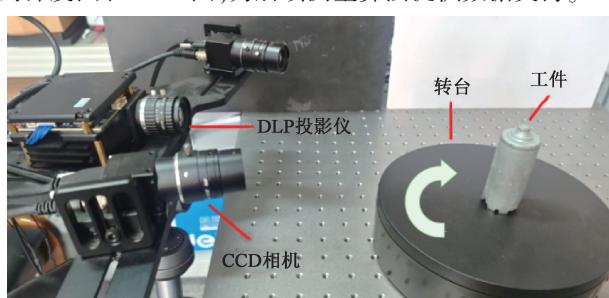


图 9 结构光点云扫描系统

Fig. 9 Structured light point cloud scanning system

实验选取 3 个不同大小、型号和参数的工件,分别为套筒、钳具和电机作为测量对象。使用 FlexScan3D-3.3.24 控制扫描仪,采用 5 mm 标定板进行相机标定,标

定  $z$  近为 724.0 mm,  $z$  远为 1 023.0 mm, 标定覆盖范围 70.2%, 二次投影误差 66.103  $\mu\text{m}$ , 错误误差  $\pm 46.1 \mu\text{m}$ 。3 个工件的几何参数示意图如图 10 所示。

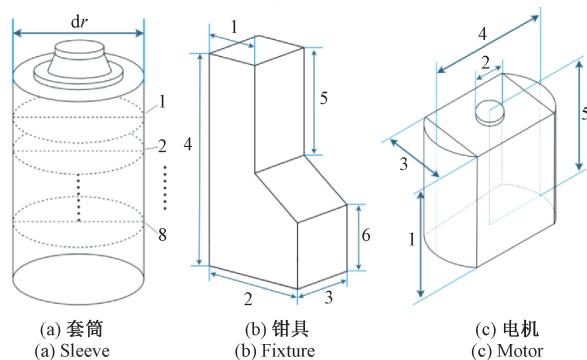


图 10 点云和实物对比

Fig. 10 Comparison between point cloud and physical objects

为获取高精度、高质量的工件三维点云数据,采用结构光三维扫描仪采用相移格雷码法采集点云。实验过程中,将工件正立置于电动转盘中心,设置转台每次采集后旋转角度为  $60^\circ$ ,并调整 CDD 相机的焦距和曝光以确保成像质量。首先记录角度 1 下的工件的初始 3D 点云,然后顺时针转动转盘  $60^\circ$ ,获取角度 2 对应的点云,以此类推,直至完成  $360^\circ$  采集,获得 6 个视角面的点云片段。再利用 ICP 点云配准算法得到完整原始点云,通过主控计算机对原始点云进行滤波处理及平面映射,得到配准的深度图。采集的点云和深度图如图 11 所示。

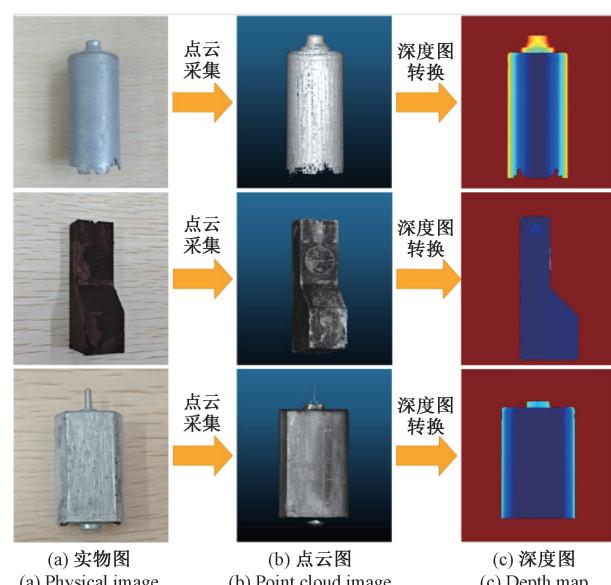


图 11 点云和 RGB-D 图

Fig. 11 Point cloud and RGB-D map

### 3.2 掩膜分割

为验证 SAM2 算法相较于其他算法通用分割能力的优势,设计对比实验以评估其在不同噪声干扰条件下的鲁棒性与准确性。由于处理后的 RGB 图中工件边界清晰,背景简单,工件与背景分离度较高,作为分割算法实验对象缺乏算法性能区分性,因此,对 RGB 图进行多层次噪声处理,模拟点云采集中遇到噪声干扰的实际场景,再利用传统图像分割方法和其他基于深度学习的图像分割方法算法进行图像分割,并分别计算

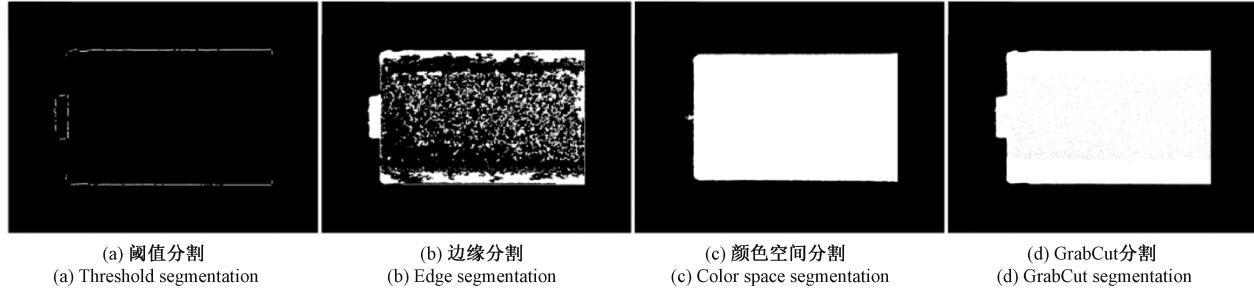


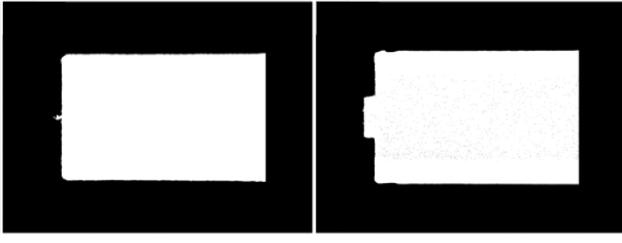
图 12 传统方法分割图像

Fig. 12 Traditional methods for image segmentation

实验结果表明,阈值分割在目标区域与背景灰度值相近时难以准确区分,仅能提取物体边缘区域,无法有效识别完整目标;Canny 边缘检测分割时,工件内部并非单一颜色,产生的平滑梯度变化无法形成明确的边缘跳变,且内部细碎噪点会干扰轮廓闭合导致分割效果不理想;颜色空间分割的阈值范围需要随分割对象颜色调整。相比之下,GrabCut<sup>[46]</sup>算法能够同时利用颜色和空间信息进行分割,而不像传统阈值法仅依赖灰度值或仅依赖颜色信息,即使在物体边缘或者光照不均匀的区域也能获得更准确的分割结果。此外,GrabCut 将图像分割问题转化为能量最小化问题,能够在保持物体完整性的同时平滑边缘,通过迭

其交并比 (intersection over union, IOU) 和 F1-Score 指标,综合评估各算法在不同干扰强度下的分割性能表现。

在对处理后的深度图进行分割性能验证前,先对原始电机深度图应用多种传统图像分割方法进行对比实验。选取阈值分割、边缘检测分割、颜色空间分割以及 GrabCut 算法这 4 种典型方法,评估其在本应用场景下的适用性,并据此筛选表现最优的算法作为后续对比实验的传统方法基准。分割效果如图 12 所示。



(c) 颜色空间分割  
(c) Color space segmentation  
(d) GrabCut分割  
(d) GrabCut segmentation

图 12 传统方法分割图像

Fig. 12 Traditional methods for image segmentation

代优化进一步提高分割质量。综上,后续实验中传统分割方法将采用基于 GrabCut 算法的方案进行比较分析。

为了增强深度图分割算法的验证能力,设计能有效降低工件与背景区分度的噪声模型:点云生成基础深度图后,对深度图添加 4 种复合噪声,利用 Perlin 噪声<sup>[47]</sup>和高斯噪声模拟纹理背景和传感器误差,添加径向渐变噪声模拟光照变化,添加随机小物体模拟遮挡,并通过噪声强度参数调控整体干扰程度,最后对工件进行边缘模糊融合处理,使工件与噪声背景自然过渡,弱化工件与背景的边缘轮廓,并添加稀疏噪点增强真实性。调整噪声强度参数为 0.3、0.6、0.9,添加遮挡物,效果如图 13 所示。

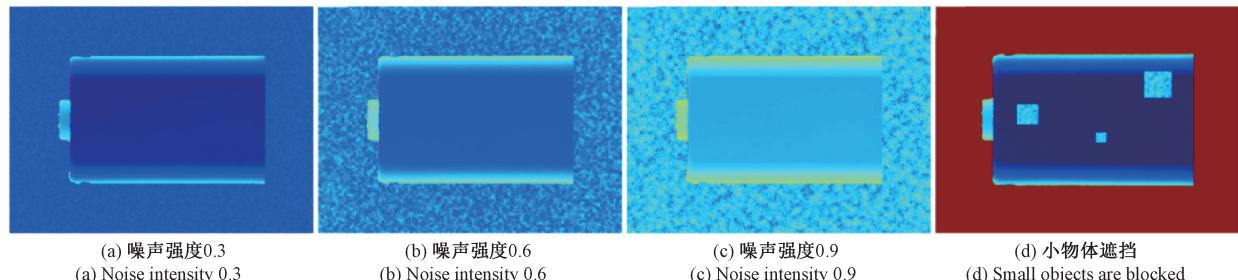


图 13 处理后效果图

Fig. 13 Renderings after processing

分别用 SAM2、Mask-RCNN<sup>[48]</sup>、GrabCut 算法对原始 RGB 图以及处理后的 RGB 图进行分割,得到的掩膜如图 14 所示。

不同算法的分割性能好坏选择具有代表性的 IoU 和 F1-Score 作为评价指标<sup>[49]</sup>,IoU 用于衡量预测分割区域

与真实分割区域之间的重叠程度,边界 F1-Score 用于衡量分割区域的边界的预测质量,具体结果如表 1 所示,在原始图像的分割中,SAM2 的 IoU 和 F1-Score 得分分别为 0.994、0.997,略低于 Grabcut,但显著优于 Mask-RCNN;噪声强度增至 0.3 时,SAM2 的得分与 Mask-RCNN 和

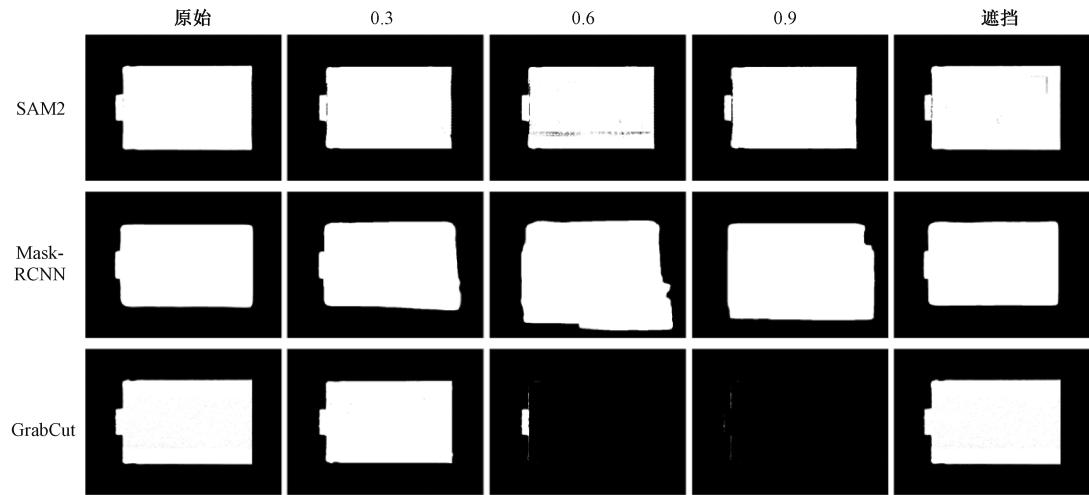


图 14 分割效果对比

Fig. 14 Comparison chart of segmentation effects

Grabcut 表现相当; 噪声强度增至 0.6 时, SAM2 的分割性能轻微下降, 而 Mask-RCNN 性能显著降低, Grabcut 算法分割能力完全失效; 噪声强度增至 0.9 时, SAM2 分割性能仍然保持稳定, 维持在 0.93 以上, 而 Mask-rcnn 已降至 0.9 以下, 掩膜已经失真, Grabcut 仍然失效; 在小物体遮挡场景中, 其表现接近 Grabcut 的峰值并明显优于 Mask-RCNN。由此可见, SAM2 不仅在理想条件下表现出色, 在各种噪声干扰和遮挡情况下仍然具有较强的鲁棒性和稳定性, 是复杂实际应用场景中的优选分割方法。

表 1 不同算法分割评价指标

Table 1 Segmentation evaluation metrics of different algorithms

测试图像	指标	SAM2	Mask-RCNN	Grabcut
原始图像	IoU	0.994	0.959	0.998
	F1-Score	0.997	0.979	0.999
噪声强度 0.3	IoU	0.940	0.944	0.948
	F1-Score	0.969	0.971	0.973
噪声强度 0.6	IoU	0.937	0.734	0.019
	F1-Score	0.968	0.846	0.037
噪声强度 0.9	IoU	0.933	0.773	0.002
	F1-Score	0.965	0.872	0.004
小物体遮挡	IoU	0.988	0.942	0.998
	F1-Score	0.994	0.970	0.999

### 3.3 尺寸测量与精度分析

在基于 SAM2 融合 RGB-D 图进行尺寸测量的实验中, 为验证方法的准确性与有效性, 采用卡尺测量结果作为真实值基准, 并将所提方法的测量结果与点云测量值

一并与卡尺测量值进行对比评估。其中, 点云测量值通过点云处理获取: 先将工件点云数据进行调平滤波处理, 利用工件的最大外接长方体包围盒提取工件的长度、宽度、高度 3 个几何参数, 确定点云测量值。卡尺测量值则通过精度为 0.01 mm 的电子数显卡尺对工件进行多次重复测量, 并取平均值以获得高精度的真实尺寸数据。

在套筒直径测量时, 选取其 8 处不同直径处进行测量。利用所提方法对其进行 8 次重复测量, 取平均值, 利用外接长方体包围盒获取点云直径, 确定点云测量值, 利用电子数显卡尺得到卡尺测量值。测量结果如表 2 所示。

表 2 套筒直径测量结果对比

Table 2 Comparison of sleeve diameter measurement results

序号	(mm)					
	所提方法 测量值	点云测 量值	卡尺测 量值	所提方法 测量误差	点云测 量误差	方法间 差异
1	33.588	33.601	33.590	-0.002	+0.011	+0.013
2	33.582	33.571	33.620	-0.038	-0.049	-0.011
3	33.570	33.616	33.580	-0.010	+0.036	+0.046
4	33.611	33.609	33.620	-0.009	-0.011	-0.002
5	33.631	33.622	33.610	+0.021	+0.012	-0.009
6	33.575	33.588	33.590	-0.015	-0.002	+0.013
7	33.622	33.636	33.590	+0.032	+0.046	+0.014
8	33.624	33.627	33.610	+0.014	+0.017	+0.003
绝对误差						0.0175 0.0239 0.0138
差均值						
误差 RMS						0.0207 0.0276

注:  $RMS = \sqrt{(\sum(\text{误差}^2)/n)}$

所提方法测量绝对误差平均值为 0.0175 mm, 最大误差-0.038 mm, 最小误差-0.002 mm, 平均相对误差为 0.052%, 均满足精度要求, 均方根 (root mean square, RMS) 为 0.027 mm, 可见测量结果具有良好的一致性和可重复性。点云测量的平均误差为 0.0239 mm, RMS 为 0.0276 mm, 均高于所提方法的测

量结果。直径测量随套筒长度变化如图 15 所示, 可以看到除序号 2 和 7 的直径测量中所提方法测量和卡尺测量误差偏大, 分别为-0.038 和+0.032, 其余的直径测量误差均在 0.025 mm 内, 由此可见, 所提方法与卡尺测量的误差主要来源于结构光点云采集过程中的精度限制。

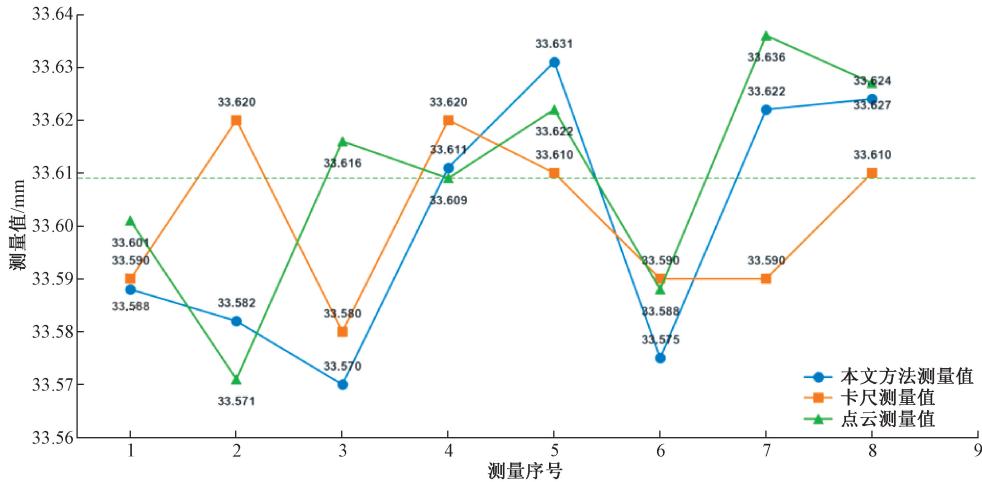


图 15 直径随套筒长度变化趋势

Fig. 15 The trend of diameter variation with the length of the sleeve

在对套筒进行单一参数测量后, 已经验证了所提方法对简单立体几何工件参数测量的有效性, 为验证更加复杂的几何体工件的测量效果, 添加钳具和电机的测量结果。

钳具和电机测量的几何参数如图 10 所示, 使用所提方法, 对钳具序号 1~6 和电机序号 1~5 的参数进行 8 次测量取平均值得到所提方法测量值, 然后以卡尺测量为标准计算误差, 结果如表 3 所示, 钳具测量: 最大误差为+0.045 mm (序号 6), 最小误差为-0.010 mm (序号 5), 平均相对误差为 0.064%, 满足精度要求, 误差 RMS 值为 0.0327 mm, 表明整体测量稳定性较高。

与此同时, 各个参数的测量误差标准差在 0.011~0.032 mm 范围变化, 如图 16(a) 所示, 不同参数的 8 次重复测量值波动较小。参数 3 的重复测量误差标准差最大, 数值为 0.032 mm; 参数 6 的重复测量误差标准差最小, 数值为 0.011 mm。如图 16(b) 所示, 不同参数 8 次测量误差均在 0.050 mm 内。序号 6 第 4 次测量误差最大, 为+0.048 mm; 序号 4 第 4 次和序号 3 第 6 次测量误差最小, 为+0.001 mm。

电机测量: 最大误差为-0.035 mm (序号 2), 最小误差为-0.012 mm (序号 1), 平均相对误差为 0.186%, 均满足精度要求, 误差 RMS 值为 0.0237 mm, 表明电机的整体测量依旧具有较高的稳定性。各个参数的测量误差标准差在 0.012~0.036 mm 范围变化, 如图 17(a) 所示,

表 3 钳具及电机几何参数测量结果

Table 3 Measurement results of geometric parameters for the clamp and motor (mm)

参数序号	钳具/电机	所提方法测量值	卡尺测量值	误差
1	钳具	27.018	27.050	-0.032
	电机	31.291	31.303	-0.012
2	钳具	50.632	50.610	+0.022
	电机	6.067	6.102	-0.035
3	钳具	38.390	38.420	-0.030
	电机	15.980	16.006	-0.026
4	钳具	126.454	126.470	-0.016
	电机	20.701	20.724	-0.023
5	钳具	62.840	62.850	-0.010
	电机	33.501	33.486	+0.015
6	钳具	38.325	38.280	+0.045
	电机		0.0283	
RMS	钳具			
	电机		0.0237	

不同参数的 8 次重复测量值波动略小于钳具测量, 参数 1 的重复测量误差标准差最大, 为 0.036 mm; 参数 2 的重复测量误差标准差最小, 为 0.012 mm。如图 17(b) 所示, 不同参数 8 次测量误差均在 0.050 mm 内。序号 2

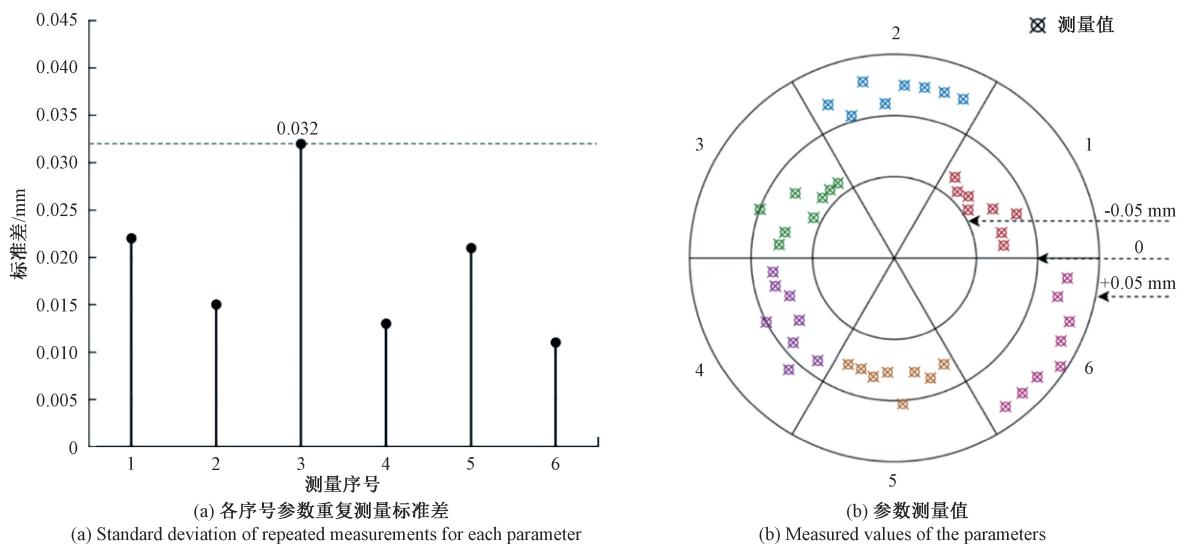


图 16 钳具测量

Fig. 16 Clamp measurement

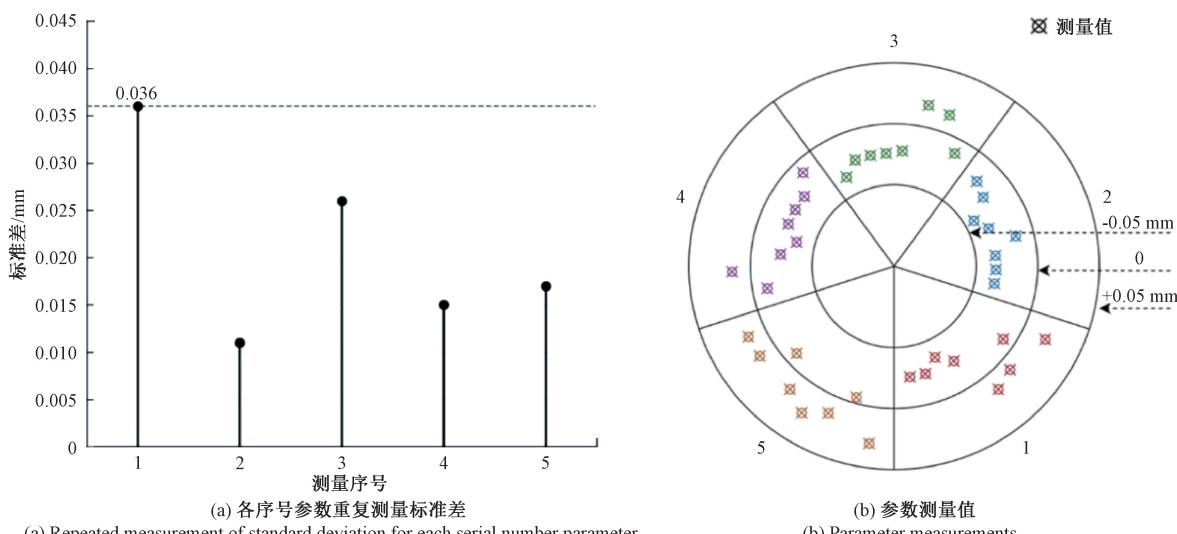


图 17 电机测量

Fig. 17 Motor measurement

第 4 次测量误差最大, 数值为  $-0.042 \text{ mm}$ ; 序号 5 第 7 次测量误差最小, 数值为  $-0.005 \text{ mm}$ 。

## 4 结 论

针对传统接触式测量效率低下且现有 3D 视觉测量方法在普适性和复杂场景鲁棒性不足的问题, 提出基于 SAM2 融合 RGB-D 坐标转换的非接触式主体参数测量方法。搭建了双目立体视觉平台采集目标工件数据, 利用 SAM2 的零样本泛化能力实现高精度分割, 结合掩膜优化、PCA 骨架提取和深度图三维坐标转换, 计算几何参

数。实验结果表明: 在套筒、钳具和电机这 3 类工件测量中, 平均绝对误差为  $0.022 \mu\text{m}$ , 相较传统点云测量系统精度提升 26.78%, 且主体自动测量显著提高了测量效率。本方法对具有对称结构的工件具有普适性, 但在非对称异型工件的主体尺寸测量方面尚有待继续研究, 同时, 深度图转换耗时较长的问题在未来的工作中有待跟进解决。

## 参考文献

- [1] 陈宝华, 邓磊, 陈志祥, 等. 基于即时稠卷三维重构的无人机视觉定位[J]. 电子学报, 2017, 45(6): 1294-1300.

- CHEN B H, DENG L, CHEN ZH X, et al. Instant dense 3D reconstruction-based UAV vision localization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(6): 1294-1300.
- [2] 罗锡文,廖娟,邹湘军,等.信息技术提升农业机械化水平[J].*农业工程学报*,2016,32(20):1-14.
- LUO X W, LIAO J, ZOU X J, et al. Enhancing agricultural mechanization level through information technology[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(20):1-14.
- [3] 杜坡,段振云,张静,等.基于双目视觉的大直径零件转角高精度测量方法[J].*仪器仪表学报*,2025,46(4):35-43.
- DU P, DUAN ZH Y, ZHANG J, et al. A high-precision measurement method for rotation angles of large-diameter components based on binocular vision [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(4): 35-43.
- [4] QIN X F, XIA X H, XIANG H T. A high-quality and convenient camera calibration method using a single image[J]. *Electronics*, 2024, 13(22): 4361-4380.
- [5] HUAI J ZH, SHAO Y X, JOZKOW G, et al. Geometric wide-angle camera calibration: A review and comparative study[J]. *Sensors*, 2024, 24(20): 6595-6595.
- [6] GONG Z, ZHANG W Y, XU X T, et al. Drift-aware and correction on-the-fly: Airborne LiDAR and RGB cameras online calibration in natural environments[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 131, 103937.
- [7] 王国珲,钱克矛.线阵相机标定方法综述[J].*光学学报*,2020,40(1):181-193.
- WANG G H, QIAN K M. Review of calibration methods for linear array cameras[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 181-193.
- [8] ROSENFELD A. The max roberts operator is a hueckel-type edge detector [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 1981(1): 101-103.
- [9] KANOPoulos N, VASANTHAVADA N. Design of an image edge detection filter using the sobel operator[J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 1988, 23(2): 358-367.
- [10] PREWITT J M S. Object enhancement and extraction[J]. *Picture processing and Psychopictorics*, 1970, 10(1): 15-19.
- [11] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986(6): 679-698.
- [12] 段振云,王宁,赵文珍,等.基于高斯积分曲面拟合的亚像素边缘定位算法[J].*仪器仪表学报*,2017,38(1):219-225.
- DUAN ZH Y, WANG N, ZHAO W ZH, et al. Sub-pixel edge location algorithm based on Gauss integral curved surface fitting [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(1): 219-225.
- [13] SUN ZH B, WANG ZH, LI ZH, et al. High-frequency vibration of beveled crystal plates by using subregional geometric fitting method[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 17131-17143.
- [14] ZHANG G, GE Q, XU L G, et al. Nonlinear error elimination using the fusion of PGC-DCM, geometric fitting, and atan algorithms[J]. *Optics Letters*, 2024, 49(8): 1888-1891.
- [15] CONTI C, ROMANI L, SCHENONE D. Semi-automatic spline fitting of planar curvilinear profiles in digital images using the Hough transform[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 74: 64-76.
- [16] WANG R, DUAN F J, FU X, et al. Method for measuring geometric dimensions of micro parts based on a telecentric camera[J]. *Optics Express*, 2025, 33(11): 23580-23595.
- [17] XIANG R, HE W H, ZHANG X N, et al. Size measurement based on a two-camera machine vision system for the bayonets of automobile brake pads[J]. *Measurement*, 2018, 122: 106-116.
- [18] 苏显渝,张启灿,陈文静.结构光三维成像技术[J].*中国激光*,2014,41(2):9-18.
- SU X Y, ZHANG Q C, CHEN W J. Structured light 3D imaging technology [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(2): 9-18.
- [19] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes[C]. *IEEE Computer Society*, 1992: 239-256.
- [20] BIBER P. The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching[C]. *2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2003, 3: 2743-2748.
- [21] CHEN Y Z, ZHOU X CH, LU S Q, et al. A partial differential ANRDPM image denoising model based on a new anti-noise coefficient and reverse diffusion Idea[J]. *Instrumentation*, 2024, 11(4): 21-34.
- [22] WANG Y, SOLOMON J. Deep closest point: Learning representations for point cloud registration [C]. 2019

- IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 3522-3531.
- [23] 李茂月, 马康盛, 王飞, 等. 基于结构光在机测量的叶片点云预处理方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 55-66.
- LI M Y, MA K SH, WANG F, et al. Research on point cloud preprocessing methods for blades based on structured light measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 55-66.
- [24] 杨秀建, 黄甲龙, 张生斌, 等. 基于激光雷达的无人车辆非结构化环境联级点云分割算法 [J]. 光学学报, 2025, 45(8): 263-276.
- YANG X J, HUANG J L, ZHANG SH B, et al. A laser radar-based point cloud segmentation algorithm for unmanned vehicles in unstructured environments [J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(8): 263-276.
- [25] MINEO C, PIERCE S G, 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.
- [26] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 77-85.
- [27] DE FLORIANI L. Feature extraction from boundary models of three-dimensional objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 11(8): 785-798.
- [28] ZHOU L, HE H. Fusion of point cloud curvature and boundary information for high-precision seam feature extraction and measurement [J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(6): 065008.
- [29] WANG Y W, CHEN Y F. Non-destructive measurement of three-dimensional plants based on point cloud [J]. Plants, 2020, 9(5): 571.
- [30] WANG F, ZHAO Z J. A survey of iterative closest point algorithm [C]. 2017 Chinese Automation Congress, 2017: 4395-4399.
- [31] QAYYUM A, MALIK A S, M. SAAD N M, et al. Measuring height of high-voltage transmission poles using unmanned aerial vehicle (UAV) imagery [J]. The Imaging Science Journal, 2017, 65(3/4): 137-150.
- [32] HAN X F, JIN J S, WANG M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud [J]. Signal Processing: Image Communication, 2017, 57: 103-112.
- [33] 李鹏飞, 吴海娥, 景军锋, 等. 点云模型的噪声分类去噪算法 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 188-192.
- LI P F, WU H E, JING J F, et al. Noise classification and denoising algorithms for point cloud models [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(20): 188-192.
- [34] 康国华, 张琪, 张晗, 等. 基于点云中心的激光雷达与相机联合标定方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 118-126.
- KANG G H, ZH Q, ZH H, et al. Joint calibration of camera and LiDAR based on point cloud center [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 118-126.
- [35] LI ZH R, BAI F ZH, LIU Y, et al. Binocular 3D reconstruction for wood ice cream sticks via speckle projection and SAM2 mask extraction [J]. Engineering Research Express, 2025, 7(4): 045208.
- [36] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything [C]. 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 3992-4003.
- [37] 郝勇, 耿佩, 温钦华, 等. 滚动轴承保持架缺陷的图像处理及模式识别方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 162-169.
- HAO Y, GENG P, WEN Q H, et al. Research on image processing and pattern recognition of skew defect of antifriction bearing cage [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 162-169.
- [38] WANG H X, YANG J, ZHOU J J. Harmony score-guided inpainting: Iterative refinement for seamless image inpainting [J]. Neurocomputing, 2025: 131001.
- [39] UGURLU O, AKRAM N, AYGUL Y, et al. Distributed detecting of critical nodes for maximization of connected components in wireless multi-hop networks [J]. Ad Hoc Networks, 2025: 103744.
- [40] 李博文, 杨续来, 葛肖尽, 等. 锂离子电池极片表面缺陷检测方法研究进展 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(12): 125-146.
- LI B W, YANG X L, GE X J, et al. Research progress on defect detection methods for electrodesurface of lithium-ion battery [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 125-146.
- [41] YANG X Y, SIMA Y Y, LUO X H, et al. Analysis of GC $\times$  GC fingerprints from medicinal materials using a novel contour detection algorithm: A case of curcuma

wenyujin[J]. Journal of Pharmaceutical Analysis, 2024, 14(4): 100936.

[42] JIANG H L, LIANG F. Research on image fuzzy edge processing based on subpixel and ramer-douglas-peucker algorithm[C]. 2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology, 2022: 749-753.

[43] 苑玮琦,王安. 基于主曲率和主方向的多尺度视网膜血管骨架提取方法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(6): 191-199.

YUAN W Q, WANG AN, Multiscale retinal vascular skeleton extraction method based on principal curvature and principal direction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(6):191-199.

[44] ZHAO Z M, XIE W, ZUO B H, et al. Skeleton extraction for articulated objects with the spherical unwrapping profiles[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2023, 30(7): 3731-3748.

[45] ZHU T Y, MA X D, GUAN H OU, et al. A method for detecting tomato canopies' phenotypic traits based on improved skeleton extraction algorithm [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108285.

[46] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLANKE A. GrabCut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3):309-314.

[47] LI D, JABBIREDDY S, ZHANG Y, et al. Instant-SFH: Non-iterative sparse fourier holograms using perlin noise[J]. Sensors, 2024, 24(22):7358.

[48] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]. 2017 IEEE International Conference On Computer Vision, 2017: 2961-2969.

[49] LI W, LAMBERT-GARCIA R, GAETLEY M C A, et al. AM-SegNet for additive manufacturing in situ X-ray image segmentation and feature quantification[J]. Virtual and Physical Prototyping, 2024, 19(1): 2325572.

## 作者简介



宋涛,2009 年于重庆大学获得学士学位,2013 年于重庆大学获得博士学位,现为重庆理工大学副教授,主要研究方向为计算机 3D 视觉、工业机器视觉。

E-mail:tsong@cqu.edu.cn

**Song Tao** received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2009 and 2013, respectively. He is currently an associate professor with Chongqing University of Technology. His main research interests include computer 3D vision and industrial machine vision.



简圣前,2009 年于重庆大学获得学士学位,现为重庆机床集团责任有限公司正高级工程师,主要研究方向为精密加工、自动化装备。

E-mail:jian shengqian@chmti.com

**Jian Shengqian** received his B. Sc. degree from Chongqing University in 2009. He is currently a senior engineer in Chongqing Machine Tool Group Co., Ltd. His main research interests include precision machining, and automation equipment.



邹政(通信作者),2007 年于重庆工学院获得学士学位,2010 年于重庆大学获得硕士学位,2014 年于昆士兰大学获得博士学位,现为重庆理工大学教授,主要研究方向为制造装备智能化技术,复杂恶劣环境下的机器视觉技术。

E-mail:cqu0030@163.com

**Zou Zheng** (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Chongqing University of Technology in 2007 and 2010, respectively, and his Ph. D. degree from the University of Queensland in 2014. He is currently a professor at Chongqing University of Technology. His main research interests include intelligent manufacturing equipment technology, machine vision technology in complex and harsh environments.