

基于对称性投影的大视场小目标三维定位算法

王潇^{1,2}, 刘育梁^{1,2*}, 李丽艳^{1,2}

¹中国科学院半导体研究所光电系统实验室, 北京 100083;

²中国科学院大学材料与光电研究中心, 北京 100049

摘要 针对大视场下气瓶阀门的自动化操作, 提出一种基于对称性投影的三维定位算法。采用级联分类器对阀门进行初定位与分割, 通过随机采样一致性(RANSAC)算法提取阀门平面法向, 利用规则刚体结构的对称性, 以一种轴向投影与自适应阈值相结合的方式获取阀门平面的边缘点对, 并结合空间直线方程计算出最终所需的中心坐标, 实验结果表明: 在 690 mm×520 mm 的视场范围内, 坐标及位姿的均方根误差分别为 0.352 mm, 0.0145 rad。与常规边缘提取方式相比, 该算法能更好地应对噪声与点云的缺失, 实现了大视场下阀门中心的精确定位。

关键词 机器视觉; 三维目标; 随机采样一致性算法; 图像处理; 高精度定位

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1015001

Symmetry-Based Projective Algorithm for 3D Localization of Small Target at a Wide Field of View

Wang Xiao^{1,2}, Liu Yuliang^{1,2*}, Li liyan^{1,2}

¹Optoelectronic System Laboratory, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China;

²Center of Materials Science and Optoelectronics Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Aiming at the automatic operation of a cylinder valve at a wide field of view, a symmetry-based projective algorithm for a three-dimensional (3D) positioning is proposed in this study. First, the cascaded classifier is used to initially locate and segment the valves. Next, the RANSAC (random sample consensus) algorithm is used to calculate the normal direction of valve plane. Then, we use the symmetry structure of a rigid body to obtain the edge point pairs of valve plane with the combination of axial projection and adaptive threshold. Based on the space linear equation, the center-point coordinate can be thus calculated. Results show that the root mean square errors for coordinates and poses are 0.352 mm and 0.0145 rad at field of view of 690 mm×520 mm, respectively. Unlike the traditional edge extraction algorithm, the proposed algorithm is robust with respect to defective data and noisy data and can obtain precise localization for valve center at a wide field of view.

Key words machine vision; three-dimensional object; random sample consensus algorithm; image processing; high precision positioning

OCIS codes 150.1135; 100.3008; 100.6890

1 引 言

随着工业 4.0 时代发展, 机器视觉系统在工业自动化中发挥重要作用。基于从二维(2D)图像中提取的颜色、边缘等特征, 利用传统的图像处理手段或基于深度学习的方式可以完成目标的检测、定位等一系列任务^[1-2]。但二维图像没有深度信息, 因此

存在局限性。近年来, 对于诸如无序抓取或装配^[3-4]之类的任务, 通常需要对目标进行三维定位, 获取具体的位姿及坐标来完成实际操作。因此需要利用基于双目视觉、时间飞行技术(TOF)或结构光等原理的三维(3D)成像技术来获取对象的点云数据^[5-6], 通过分割、配准等一系列方法提取出所需的三维信息^[7]。2012 年, Skotheim 等^[8]开发了一种基于激

收稿日期: 2019-11-19; 修回日期: 2020-01-17; 录用日期: 2020-02-14

基金项目: 国家自然科学基金(61875189)

* E-mail: ylliu@semi.ac.cn

光三角测量传感器的视觉系统,用于识别办公椅并将其一部分转移到纸板容器中,通过定向点对与基于霍夫投票的策略对椅背点云与其对应的 CAD 模型进行精确配准,配准后的中心孔坐标估计误差为 1.8 mm。但这种方法需要预先准备对模板进行匹配且匹配精度较低;2017 年,Luo 等^[3]使用双目立体视觉系统对复杂工件进行定位,以前景边缘线的交点作特征点,提出一种极限约束与灰度相似性结合的算法,对图像特征点进行匹配,在视场范围为 932 mm×724mm 时,坐标误差约为 0.5 mm。受双目系统自身限制,对光线昏暗的场景适用性不佳;2018 年,Suszyński 等^[9]使用激光三角扫描仪结合机械臂进行无夹具装配,通过主成分分析(PCA)、随机采样一致性(RANSAC)算法等方法的结合,对扫描后的各种工件进行配准,以实现多角度定位,配准后的匹配误差约为 1.2 mm。该算法也需要进行配准,因此难以应对点云缺失的情况。

目前,工业场景下的气瓶阀门操作仍然依靠手动控制,效率低下。此外,阀门开关密封性的判断完全取决于经验。当涉及有毒或高压气体时,传统的阀门操作具有一定危险性,因此,需要在大视场环境下,精确提取出阀门这类小目标的三维坐标及位姿,以便实现后续自动化操作。传统的自动化装配需要采集不同物体的模板,并逐个配准以完成定位,因而模板外形的任何变化均会影响配准结果,造成定位误差。而气瓶阀门属于对称性刚体,因此需要额外的特征点标记才能实现配准,另一方面由于金属工件反光及不同角度造成的点云缺失等也会给精确定位过程带来困难。

针对以上情况,本文提出一种基于对称性的投影算法,对大视场下的阀门中心实现精确定位。该算法无需通过模板进行配准,而是将定位过程转化为几何模型参数的求取过程,因而可应对结构变化的情形。利用规则几何结构的对称特性,以轴向投影与自适应阈值相结合的方式精确获取阀门平面的边缘点对,尽可能地减少表面不连续及照明抖动引入的误差,同时消除其余结构干扰,解决了传统边缘算法中噪声及点云缺失情形难以应对的问题,因而能够更加精确地计算出所需的中心坐标,实现大视场环境下阀门目标的高精度定位。

2 基本原理

2.1 光栅投影结构光系统

为探究大视场下气瓶阀门的三维定位问题,需

要通过三维视觉系统来获取阀门点云数据。在不同的 3D 成像技术中,双目视觉在光线昏暗环境下存在立体匹配困难、时间飞行技术精度较低等缺陷,三角激光法则需要扫描移动才能获取全场结果,均难以满足当前场景的实际应用需求。而基于光栅条纹结构光技术^[10]的视觉系统具有主动光源、高精度、快速等优点,可用于阀门点云数据的采集。这是一种用于三维物体表面成像的条纹投影方法,基本的工作原理为相移法,即利用光源将正弦光栅条纹图像投射于物体表面,并变换该光栅条纹的相位进行多次投影,以此来计算出任一位置处的绝对相位,最后结合三角测量将绝对相位转化为对应的高度信息。每个像素接收到的总光强 $I_n(x, y)$ 可以表示为

$$I_n(x, y) = I + I_{\text{mod}} \cos[\varphi'(x, y) + \delta_n], \quad (1)$$

式中: I 、 I_{mod} 分别为自然光强(直流分量)、系统投影的结构光强(交流分量); $\delta_n = \frac{2\pi(n-1)}{N}$ 为每次相移的大小;, $n = 1, 2, \dots, N$ 为相移次数(相移图像个数)。由于等式中有三个未知量,因此需要至少三幅图像即 $N > 3$,才能计算出相对相位 $\varphi'(x, y)$ 。相对相位的表达式为

$$\varphi'(x, y) = \arctan \left[\frac{\sum_{n=1}^N I_n(x, y) \sin\left(\frac{2n\pi}{N}\right)}{\sum_{n=1}^N I_n(x, y) \cos\left(\frac{2n\pi}{N}\right)} \right]. \quad (2)$$

由于相位被钳制在 $(-\pi, \pi)$ 的区间,因此还需结合不同的时间、空间等解包裹算法来计算每一点处的绝对相位 $\varphi(x, y) = \varphi'(x, y) + 2m\pi$, $m = 1, 2, 3, \dots$,最后,通过三角形相似来获取实际高度信息,如图 1 所示。

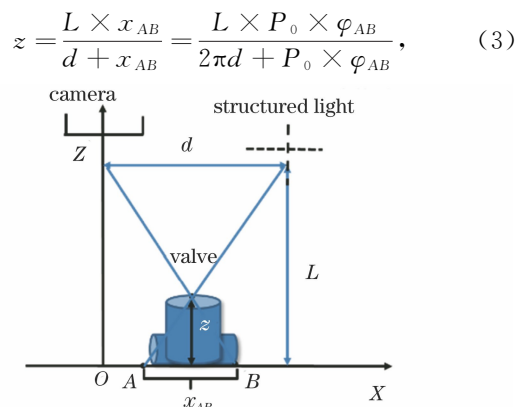


图 1 光栅投影结构光系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of structured light system based on fringe projection

此处, L 、 d 分别是摄像机与结构光光源之间的距离和摄像机距参考平面的高度; P_0 为光栅条纹的周期。显然, 可通过计算相位差 φ_{AB} 来推算出视场范围任意位置处的高度信息 z , 而水平方向的坐标信息 (x, y) 则通过传统的棋牌格标定法计算, 以此便可得到当前场景的所有点云信息。根据上述原理可以看出: 一方面, 受多次反射、照明抖动等一系列因素影响, 实际获取的相位并非理想, 因而点云会存在大量噪声, 尤其是表面不连续即边缘位置处; 另一方面, 还存在反光导致的照明饱和、遮挡导致的阴影效应, 这些都会造成获取的点云不完整(图 2)^[10]。上述问题给阀门中心的精确定位带来困难, 为此需要一种算法能够应对上述情况。

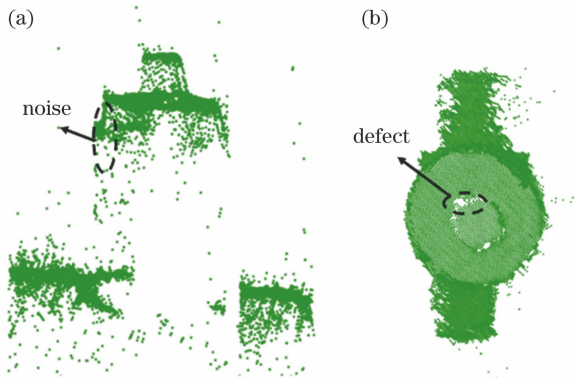


图 2 阀门点云图。(a) 正视图; (b) 俯视图

Fig. 2 Point cloud data of valve. (a) Front view; (b) top view

2.2 基于对称性的投影算法

如图 3 所示, 经实际调研, 三维成像系统的视场范围需覆盖 6 个气瓶阀门, 阀门位于气瓶上方。通过测量可知, 视场至少在约 $500 \text{ mm} \times 250 \text{ mm}$ 范围左右才能刚好兼顾图中所有阀门, 然而由于气瓶容积存在差别, 所需视场范围应在约 $600 \text{ mm} \times 450 \text{ mm}$ 内才能更具适应性。

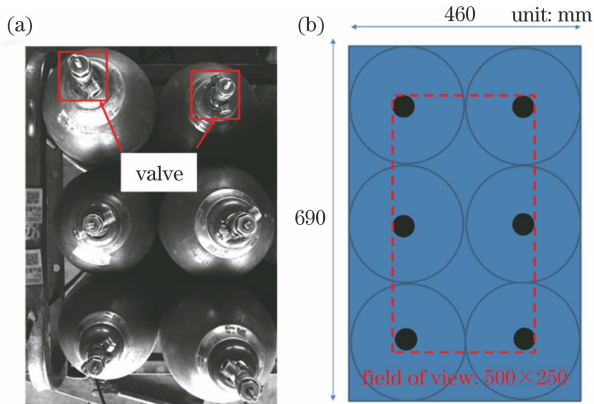


图 3 气瓶阀门。(a) 实物图; (b) 示意图

Fig. 3 Cylinder valve. (a) Physical map; (b) sketch map

常见的气瓶阀门类型是: QF-2, QF-2C 和 YSF-1, 它们具有相似的结构和尺寸(上端区域大小约为 $30 \text{ mm} \times 30 \text{ mm}$)。图 4 展示了这三类阀门的上部结构, 为实现阀门自动化操作, 只需计算出阀门的中心点 P 坐标 $\mathbf{P} = (x, y, z)$ 和位姿 $\mathbf{Q} = (a, b, c)$, 它们的具体位置已标示在图中。

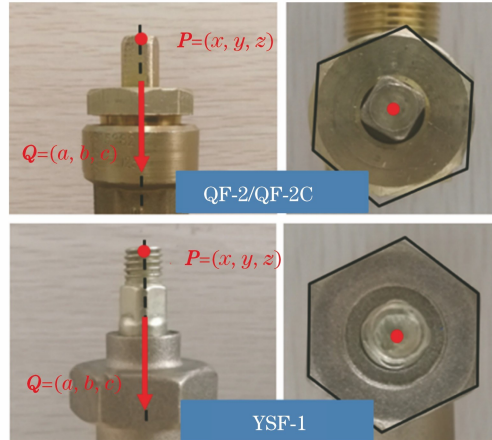


图 4 坐标 \mathbf{P} 及位姿 \mathbf{Q} 的具体位置

Fig. 4 Exact position for coordinate \mathbf{P} and pose \mathbf{Q}

可以看出目标很小, 且结构复杂, 应用常规的边缘提取或拟合算法都存在一定的局限性。综上, 将大视场环境下, 对阀门这类小目标进行精确三维定位的任务分为两步: 1) 从实验环境的背景中初步识别并分割出阀门点云; 2) 从具有噪声及缺失的点云中计算出所需的坐标 \mathbf{P} 与位姿 \mathbf{Q} 。

2.2.1 预定位与背景分割

目前, 通过传统的特征提取分类的方式, 或深度学习的技术^[11], 能从二维图像中识别定位出不同背景下的目标。由于阀门具有刚性结构且实验环境下的背景较为单一, 级联分类器简便、高效, 可对阀门目标实现预定位。选择阀门中结构特征稳定的区域, 提取图像的 Haar 或局部二值模式(LBP)特征可获取包含局部纹理分布的特征向量, 设置可接受误检率、检测率等参数, 代入级联分类器进行逐步训练, 即可在灰度图上识别出每个阀门的大致位置, 并以此为基础将阀门点云从背景中分离。

分类器返回识别区域中心的像素坐标 (u, v) , 当点云坐标原点位于图片中心时, 像素坐标 (u, v) 和点云坐标 (x, y) 之间存在以下近似转换关系: $x = \left(u - \frac{C}{2}\right) \times \frac{W}{C}$, $y = \left(\frac{R}{2} - v\right) \times \frac{H}{R}$, 其中, C 、 R 代表当前相机每行、每列像素数目, W 、 H 代表当前视场的宽、高。由于阀门尺寸大致相同, 因而可通过直通滤波器并联合聚类的方式将阀门点云从背景中分离

出来。

2.2.2 位姿 Q 的计算

阀门结构由规则的几何模型构成。因此点云也由一系列曲面、平面等组成。位姿 Q 的计算可转化为给定几何结构模型的拟合问题,用来表征阀门上部六边形平面的法线方向。目前,存在许多模型拟合算法,例如最小二乘法、PCA^[12]、霍夫变换(Hough transform)^[13]和 RANSAC^[14]等均可用于

几何模型计算。其中,RANSAC算法具有快速且鲁棒的抗噪性能,已成为一种流行的模型拟合算法^[15-16]。它需要预先设定参数模型,代入少量初始数据点计算得到参数初值,接着设置距离阈值,筛选离群点,添加内点后作进一步计算,反复迭代最终返回误差最小的模型内点及相关参数。图 5(a)、(b)分别展示了从型号为 QF-2 和 YSF-1 的阀门点云中计算出的位姿 Q 结果。

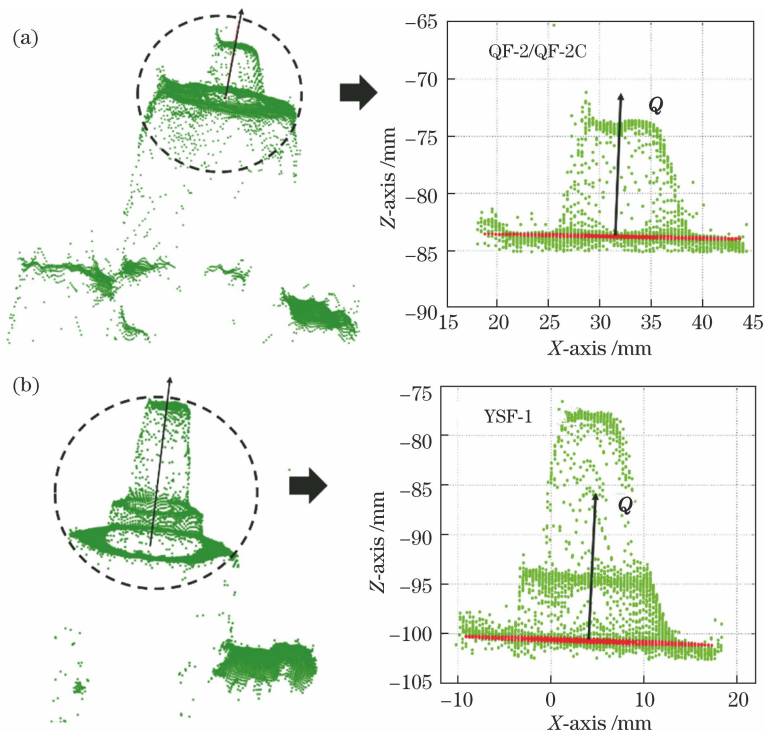


图 5 计算位姿 Q . (a) QF-2/QF-2C; (b) YSF-1

Fig. 5 Calculation pose Q . (a) QF-2/QF-2C; (b) YSF-1

从 RANSAC 算法的原理可以看出,该方法采样过程随机,对当前的任务来说,想要获得阀门中间六边形平面的模型参数,需要排除其余可能被计算出的平面,如下方斜面、最上方平面等结构。

针对下方斜面,由于表面较粗糙,因而可从降低距离阈值的角度对模型进行限制,进而排除干扰;针对最上方平面,由于二者尺寸差别较大,因而在视场内所占点数也不同,这就需要在上述计算中,增设一个内点数目阈值,判断当前内点数目是否超过此阈值,若超过则输出模型参数,否则需在剩余数据点中利用 RANSAC 算法重新计算,以此便可排除相似结构干扰,最终得到平面模型参数,并计算出位姿 Q 。

2.2.3 坐标 P 的计算

如图 6 所示,坐标 P 位于最上端柱体平面 A 的中心,由于当前视场范围较大,而上端柱体目标非常

小,点云数据稀疏且不同角度拍摄得到的点云差异较大,因此该平面的边缘难以确定,无法精确计算出 P 的数值。但阀门具有轴对称结构,可从下方的六边形平面 B 中提取边缘,计算出中心点 P^* 的坐标 P^* ,再根据 P^* 与 P 之间的距离 ($l = 9.8 \text{ mm}$) 来推算得到坐标 P 。

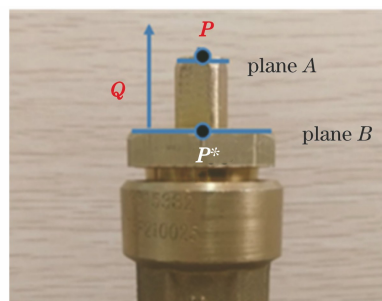


图 6 阀门上部各个位置示意图

Fig. 6 Schematic diagram of each position in valve

目前已有许多边缘提取算法,如基于法线、近邻、深度图等方式,然而由于阀门点云在测量过程中存在因散射、反光引起的噪声、缺陷^[13],提取边缘含有误差,且上述算法中提取的边缘除了背景边缘外,还包括一系列前景边缘、阴影边缘等,故边缘信息需要进一步筛选。为了解决上述问题,本文提出了一种新的基于对称性的投影算法,该算法能够在较大的视场范围内,对阀门这类规则刚体结构的工件进行三维定位,精确获取其中心点坐标 \mathbf{P} ,具体步骤如下:

1) 通过 RANSAC 算法从阀门整体点云数据 $\Phi = \{P | \mathbf{P}_i = (x_i, y_i, z_i)\}_{i=1}^N$ 中拟合出六边形平面 B 的模型参数,通过设置最大迭代次数、距离阈值、内点数目等参数进行反复迭代,获取平面方程: $a_1x + a_2y + a_3z + a_4 = 0$,法向量 $\mathbf{n} = (a_1, a_2, a_3)$,因此位姿 \mathbf{Q} 可表示为

$$(a, b, c) = \begin{cases} (a_1, a_2, a_3), a_3 < 0 \\ -(a_1, a_2, a_3), a_3 > 0 \end{cases} \quad (4)$$

2) 为排除其余结构的干扰,需要将点云从六边形平面 B 处分为上下两部分,利用 RANSAC 算法拟合结果中平面法向量的 z 轴信息,将阀门点云分为上下两部分,并滤除杂散点:

$$\Phi_{\text{up}} = \{P | \mathbf{P}_i = (x_i, y_i, z_i), z_i < -a_4 - \eta\}, \quad (5)$$

这里,设置距离因子 η 以便更好地分离阀门上下两部分,在本实验中, $\eta = 2 \text{ mm}$ 。

3) 由于在高度突变区域,即边缘处存在解相误差等因素,实际数据中引入了噪声,另外,由于工件表面反光,或不同角度造成遮挡等因素,实际数据中还存在不同程度的点云缺失。因此,在充分利用当前规则几何体的对称性结构的前提下,提出一种基于对称性的投影算法。先将分割后的上部点云沿着

轴向方向(之前得到的平面法向 \mathbf{n})投影至六边形平面,得到点云 Φ_{project} ,这一步可以尽可能地消除平面的测量误差及部分边缘噪声,并排除局部结构的纵向干扰。

4) 根据六边形的几何性质,可知距离最远的两点之间连线为对角线,它的中心即为平面 B 的中心 P^* 。因此需要计算投影点对之间的距离,即投影在六边形平面上任意两点之间的距离,表达式为

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}, \quad (6)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N; j = i + 1, i + 2, \dots, N$,理论上 $d_{\text{max}} = 27 \text{ mm}$,但事实上因边角磨损等因素存在无法达到。由于不同情形下采集的阀门点云的平面尺寸、密度等存在差异,故需设置一个点数阈值 d_{th} ,将求得距离数据从大到小排序,并自适应地选取前面数据所占的百分比即阈值,并将其对应的两个投影点看作为可能的边缘点。保留并计算这些边缘点对的中心点 P_{center} ,得到中心点集 Φ_c :

$$\Phi_c = \left\{ P_{\text{center}} | \mathbf{P}_{\text{center}} = (x_c^{(k)}, y_c^{(k)}, z_c^{(k)}) = \left(\frac{x_i + x_j}{2}, \frac{y_i + y_j}{2}, \frac{z_i + z_j}{2} \right), d_{ij} > d_{\text{th}}, k = 1, 2, \dots, K \right\}, \quad (7)$$

式中: K 为根据点 P_i 和 P_j 的坐标计算出的近似中点数目。针对当前的阀门,由于六边形大小已知,可直接将距离阈值区间设为 $(25.69, 26.46)$ 。然后对 Φ_c 中的点进一步取平均得到 P^* 的坐标(图 7),即

$$(x^*, y^*, z^*) = \left(\frac{\sum_{k=1}^K x_c^{(k)}}{K}, \frac{\sum_{k=1}^K y_c^{(k)}}{K}, \frac{\sum_{k=1}^K z_c^{(k)}}{K} \right). \quad (8)$$

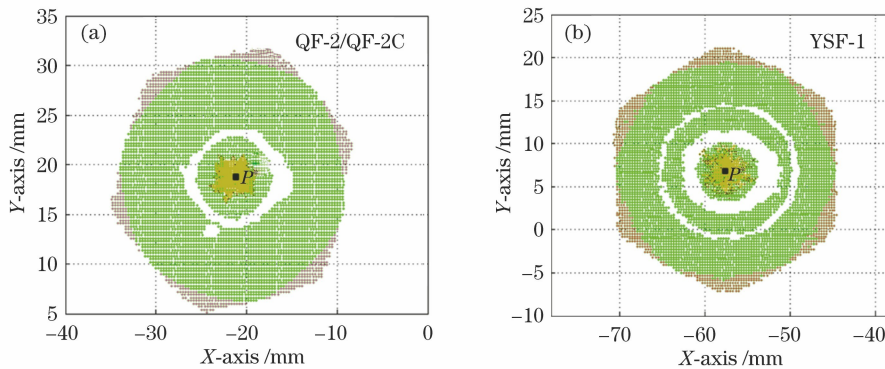


图 7 计算中心坐标 \mathbf{P}^* 。(a) QF-2/QF-2C; (b) YSF-1

Fig. 7 Calculation coordinate \mathbf{P}^* . (a) QF-2/QF-2C; (b) YSF-1

图 7 展示了从型号为 QF-2 和 YSF-1 的阀门点云中计算出的坐标 P^* 结果,此时距离阈值为 3%,图中外围深色区域为根据上述点数阈值提取出的边缘点对的位置,得到这些点后,利用求取重心的方式即可计算出阀门中平面 B 的中心点坐标 P^* ,图中中央的浅色区域为进一步计算出的中心点集合,其中黑点则为最终估计出的 P^* 的位置。

5) 最后,通过上述步骤中求得的轴向方向 n 、六边形中心点坐标 P^* ,结合空间直线方程就可计算出坐标 P 。

从上述步骤可以看出,基于规则几何结构的特性,本研究创新性地提出了这种基于对称性的投影算法,并与 RANSAC 算法结合对大视场下阀门点云的中心坐标及位姿进行精确提取。这种算法步骤简单,通过轴向投影的方式减少了测量过程中引入的误差及边缘噪声,并通过自适应阈值的手段尽可能保留边缘点,从而精确地计算出中心点坐标。不同于其他边缘提取算法,无需计算法线或设置各种限制条件即可对边缘进行筛选,故能较好地应对噪声及点云缺失的情形。该算法总体流程如图 8 所示。

3 分析与讨论

3.1 实验场景

为了验证上述定位算法,在室内环境下进行模拟实验,如图 9 所示,选择了一款基于光栅结构光原理的三维视觉系统,对实验室中的阀门进行数据采集,相机测量距离范围为 1.2~1.8 m,在 1.5 m 处的视场范围约为 600 mm×450 mm。表 1 显示了 3D 相机的详细性能参数。

表 1 3D 相机性能参数

Table 1 3D camera performance parameters

Scanning speed / (frame·s ⁻¹)	Resolution / pixel	Center distance / mm	Measurement range / mm	FOV / mm	Repeatability / μm
2.1	3.2	1500	±300	600×450	75

统固定在阀门上方的支架上,通过调节支架升降来模拟不同高度下的情形。在拍摄前,对基准平面进行了校正,以确保摄影机定义的世界坐标系 x - y 平面与地面平行。在高度为 1.2~1.6 m 的范围内获取阀门点云数据,曝光时间从 3000~8000 μs 不等,此时最大视场可达 690 mm×520 mm。

通过 PCL(point cloud library)点云库、Opencv 视觉库和 C++ 编程语言编写上述算法,并从不同实验条件下获得的阀门点云数据中计算出每个阀

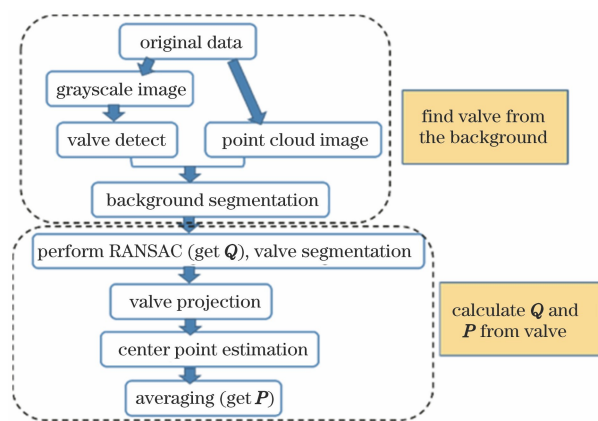


图 8 算法流程图

Fig. 8 Overall flow chart of the algorithm

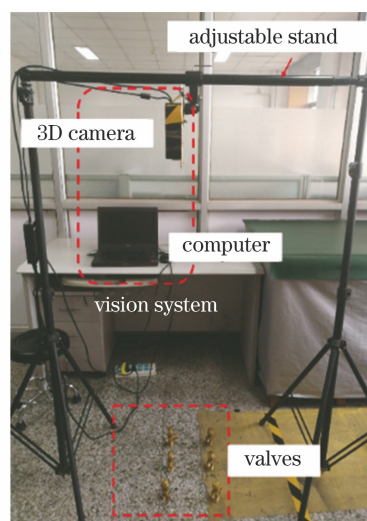


图 9 实验场景下的气瓶阀门

Fig. 9 Valve in experimental scene

为模拟实际环境,在视场中将不同种类的阀门随机向上放置,阀门之间不存在堆叠。3D 视觉系

门的中心坐标 $P = (x, y, z)$ 和位姿 $Q = (a, b, c)$ 。其中,RANSAC 算法参数设置如下:模型类型为 SACMODEL_PLANE,距离阈值为 0.1 mm,迭代次数为 500,内部点数为 1000。为验证计算结果,需与实际测量的参考值 P' 和 Q' 进行比较。由于经过平面校正,且阀门放置于该基准平面,故位姿 Q 的参考值 Q' 等于 $(0, 0, 1)$ 。坐标 P 的参考值 P' 则可从灰度图中测得,并通过像素坐标和点云坐标之间的对应关系直接获取。具体方法是在先前

采集到的灰度图中,利用 Halcon 软件对阀门局部的边缘进行检测,如图 10 所示,右上角即为采用 Canny 算子(低阈值 20,高阈值 40)提取的亚像素边缘结果,加粗的实线即为计算出的平面 A 边缘。

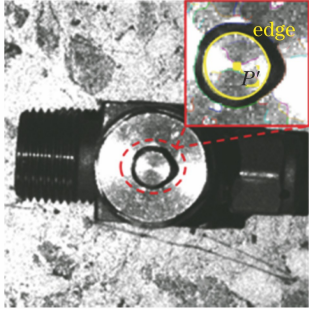


图 10 Canny 边缘检测结果

Fig. 10 Edge detection result with Canny algorithm

为了确保实际测量的准确性,这里采用 Canny、Sobel 两种边缘算子对灰度图上平面 A 的轮廓边缘进行检测(二者结果差别不大),接着,通过求取重心的方式计算中心 P' 的像素坐标:

$$(u', v') = \left(\frac{\sum_{i=1}^N u_i}{N}, \frac{\sum_{i=1}^N v_i}{N} \right). \quad (9)$$

由于存在亚像素边缘的情况,故还需利用点云与像素坐标之间的转化关系,通过双线性插值的方式确定中心坐标的实际测量结果 $P' = (x', y', z')$ 。

3.2 阀门点云分割结果

为实现快速计算,选取涉及整数计算的 LBP 特征训练 Adaboost 级联分类器,这里选择特征较为稳定的阀门上部区域作为正样本,视场其余区域作为负样本,结合 Opencv 中的相关工具对级联分类器进行训练,用训练后的分类器对当前场景下的阀门进行检测,最终在实验获取的灰度图上识别出各种不同类型阀门的大致位置,目标检测方法的准确率为

$$p = \frac{t_p}{t_p + f_p}, \quad (10)$$

式中: t_p 表示正确识别的目标个数, f_p 为错误识别的目标个数,因而 $t_p + f_p$ 表示场景中识别的目标总数,在本研究中指的是分类器检测出的目标总数,包括是阀门和不是阀门的所有结果。

具体判别检测准确率的示意图如图 11 所示。对检测结果 A,坐标中心均位于正样本中上端小平面(即图 6 中平面 A)的区域,故认为是准确识别的阀门目标。在后续实验中,以该中心像素坐标为基

准,框选出 $200 \text{ pixel} \times 200 \text{ pixel}$ 的正方形区域,即可在当前距离及视场内分割出阀门的整体点云,见分割结果 A;当检测目标中心位于阀门附近,例如检测结果 B,因为对应的分割结果 B 恰好包含阀门的中间部分,所以可被视为识别正确与否的临界状态。因此,在具体实施时可在当前视场中,对分割后各个阀门的点云总数进行比较,若有数目差别较大的情形,则对应的检测结果为误识样本,在本实验中,点云数之差约在 $200 \sim 400$ 之间即为误识目标。在本实验中,以不同角度、位置拍摄图片 60 张,每张均有 6 个阀门,其中识别正确的阀门有 358 个,因而可以计算出总体检测准确率 $p = 358/360 \approx 99.5\%$ 。每张图片耗时约 500 ms (CPU: i7-4910MQ, 2.9 GHz)。如图 12(a)所示,分类器在实验场景的灰度图中检测到了所有 6 个 QF-2 型阀门,图 12(b)则是根据分类器返回的坐标进一步从点云图中分割出了单个阀门点云。

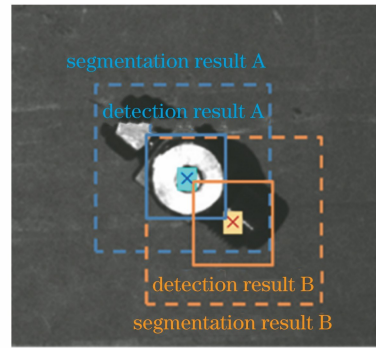


图 11 检测准确率的判别示意图

Fig. 11 Discrimination of detection accuracy

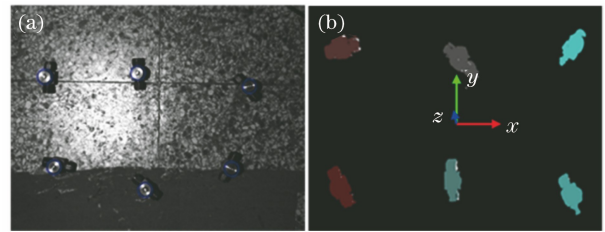


图 12 预处理。(a)初定位;(b)分割

Fig. 12 Pre-processing. (a) Initial localization; (b) segmentation result

3.3 误差统计

为验证位姿计算结果准确性,对在不同高度、曝光时间及位置处收集的 30 组阀门点云数据进行计算。通过统计测量值 $Q = (a, b, c)$ 与参考值 $Q' = (a', b', c')$ 之间的夹角 $\theta: \theta = \arccos\left(\frac{Q \cdot Q'}{|Q| |Q'|}\right)$, 可以得出方向误差分布如表 2 所示。

表 2 方向误差分布

Table 2 Distribution of orientation errors

Orientation error /rad	0-0.01	0.01-0.02	0.02-0.03	0.03-0.04
Number of valves for QF-2	8	18	3	1
Number of valves for YSF-1	10	19	1	0

从表 2 可以看出,计算出的所有误差都分布在 0~0.04 rad 的范围内,其中,对 QF-2 及 YSF-1 阀

表 3 坐标误差分布

Table 3 Distribution of coordinate errors

Coordinate error /mm	0.1-0.2	0.2-0.3	0.3-0.4	0.4-0.5	0.5-0.6	0.6-0.7
Number of valves for QF-2	3	8	9	6	3	1
Number of valves for YSF-1	2	8	10	5	3	2

如表 3 所示,对 QF-2, YSF-1 阀门来说,均有 76% 的误差数据集中在 0.2~0.5 mm 之间,经统计,坐标的均方根误差为 0.352 mm,标准差为 0.108 mm。相较于先前的大视场定位研究,该算法无需预先采集模板并逐一比对,而是考虑规则刚体的几何结构,从模型拟合的角度出发获取位姿;在提取中心点坐标的过程中,以轴向投影与自适应阈值结合的模式来排除复杂的结构干扰,减少了测量误差及边缘噪声,在更小的目标上取得了更精确的结果。上述结果证明了所提算法能够在最大距离为 1.6 m,视场为 690 mm×520 mm 的情况下精确计算出阀门中心点坐标与位姿。解决了常规的边缘提

取算法易受噪声影响的问题,这种基于对称性的投影定位算法能够在降低噪声的同时尽可能保留边缘点,并通过求取平均值来进一步减少离散点的影响。

3.4 点云缺失的情形

阀门点云普遍存在数据缺失现象:1)由于阀门本身结构具有部分阶梯状区域,存在阴影效应,导致点云缺失;2)因金属材质反光强烈存在照明饱和,导致点云缺失;3)位于视场边缘处的数据也会因拍摄不全而缺失点云。这都会给中心坐标 P 的计算带来困难。为进一步验证所提出算法在点云缺失情况下的性能,这里选择两类不完整的阀门点云数据进行试验,结果如图 13 和表 4 所示。

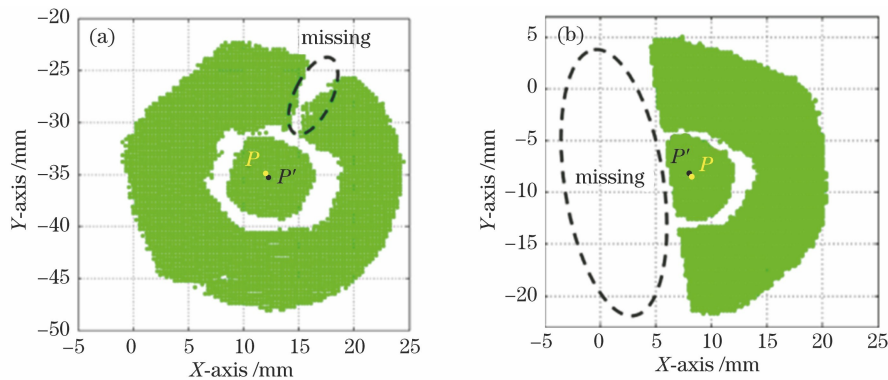


图 13 算法在点云缺失下的性能。(a)反光导致缺失;(b)拍摄不全导致缺失

Fig. 13 Algorithm performance for defective data. (a) Reflection; (b) incomplete shooting

如图 13 和表 4 所示,对于反光及拍摄不全的情形,阀门点云的外围区域存在不同程度的缺失,但所提的算法仍然可以准确地识别中心点的坐标 P ,误差依然小于 0.420 mm。这是因为在寻找中心的过

程中,先通过轴向投影降低了边缘处因结构不连续造成解相误差最终带来的噪声,接着利用最大距离范围来限制投影平面内的点对继而确定边缘,最后通过求取重心获得结果,所以即使点云中存在局部

表 4 情形(a)与(b)下的坐标误差

Table 4 Coordinate errors for situation (a) & (b)

Situation	Coordinate P /mm	Coordinate P' /mm	Error /mm
(a)	(12.045, -35.056, 96.976)	(12.270, -35.391, 96.874)	0.416
(b)	(8.268, -8.520, 85.013)	(8.057, -8.328, 84.898)	0.328

缺失,也只会最后一步之前减少中心点对的数量。只要保留少量连线通过轴心的边缘点对,就不会影响计算。但是,基于深度图、法向特征图的边缘提取算法则会将缺失的区域边缘也同时识别出来,进而影响中心坐标 P 的求取。

3.5 不同算法的比较

为比较算法并进一步验证可靠性,应用三种方法来提取边缘点,进而计算不同类型阀门中心的坐标 P 。三种算法分别为:1)基于深度图的边缘提取算法(方法 1),2)RANSAC算法(方法 2),3)本文提出的算法(方法 3)。得到的坐标误差结果如图 14 所示。

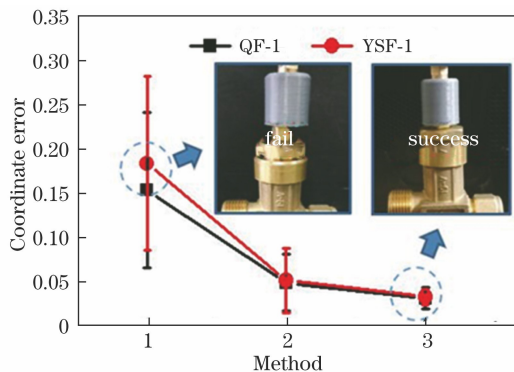


图 14 不同算法计算的坐标误差

Fig. 14 Coordinate error results for different algorithms

如图 14 所示:方法 1 基于深度图来提取边缘,由于受到噪声、点云缺失的影响,获取的边缘不准,包含了背景边缘、阴影边缘等,因而需要额外的筛选步骤,最终计算出的中心点受这些因素影响也存在较大误差(> 1.5 mm),难以满足需求;方法 2 通过 RANSAC 算法获取阀门平面位姿 Q 的同时也获取了平面内点,因而也可用于提取边缘,但实际边缘位置处误差较大,通常被阈值排除,因而对于中心的计算很难得到理想结果;所提出的算法比其他算法具有更好的性能,其最低坐标误差约为 0.320 mm。这个误差可满足装有套筒扳手机械臂的实际操作需求。

在上述实验中,不同高度处的点云密度不同,针对当前实验条件,测量距离从 1.2 m 增大至 1.6 m,单个阀门中的点云数目从 1.8 万减少至 1 万左右,

处理时间也从 5.20 s 降至 2.33 s。由于包含部分迭代及循环步骤,运行时间有所增加,但对机械臂在单次操作的间隙来说依然足够,且整体时长没有增加。因此,该算法能够在在大视场范围下,对类似阀门的小目标实现高精度定位,同时对噪声及点云缺失现象具有一定鲁棒性,计算出的三维坐标及位姿也能基本满足应用要求。

4 结 论

针对大视场下气瓶阀门的自动化操作,提出一种基于对称性投影的三维定位算法。在充分利用规则刚体结构的对称性的基础上,提出轴向投影与自适应阈值相结合的方式,实现了阀门平面中心坐标及位姿的高精度定位。相较常规的边缘提取方法,该算法通过轴向投影与自适应阈值结合的形式,避免了因散射及照明抖动等因素导致的边缘提取误差,提高了计算结果的精确性。实验结果验证了该算法的有效性。接下来的研究中,应进一步降低算法时间复杂性,以便更好满足实时性要求。

参 考 文 献

- [1] Liu Z, Sun J H, Wang H, et al. Simple and fast rail wear measurement method based on structured light [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2011, 49(11): 1343-1351.
- [2] Chao Y, Dai M, Chen K, et al. A novel gravitational search algorithm for multilevel image segmentation and its application on semiconductor packages vision inspection[J]. Optik, 2016, 127(14): 5770-5782.
- [3] Luo Z F, Zhang K, Wang Z G, et al. 3D pose estimation of large and complicated workpieces based on binocular stereo vision[J]. Applied Optics, 2017, 56(24): 6822-6836.
- [4] Liu D Y, Arai S, Miao J Q, et al. Point pair feature-based pose estimation with multiple edge appearance models (PPF-MEAM) for robotic Bin picking [J]. Sensors, 2018, 18(8): 2719-2739.
- [5] Xie Z X, Chen W Z, Chi S K, et al. Industrial robot positioning system based on the guidance of the structured-light vision[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 0315002.

- 解则晓, 陈文柱, 迟书凯, 等. 基于结构光视觉引导的工业机器人定位系统[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 0315002.
- [6] Bi Z M, Wang L H. Advances in 3D data acquisition and processing for industrial applications[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2010, 26(5): 403-413.
- [7] Lu R R, Zhu F, Wu Q X, et al. A fast segmenting method for scenes with stacked plate-shaped objects [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(4): 0412003.
鲁荣荣, 朱枫, 吴清潇, 等. 一种板型物体混叠场景的快速分割算法 [J]. 光学学报, 2019, 39(4): 0412003.
- [8] Skotheim O, Lind M, Ystgaard P, et al. A flexible 3D object localization system for industrial part handling[C] // 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 7-12, 2012. Vilamoura. New York: IEEE, 2012: 3326-3333.
- [9] Suszyński M, Wojciechowski J, Żurek J. No clamp robotic assembly with use of point cloud data from low-cost triangulation scanner[J]. Technical Gazette, 2018, 25(3): 904-909.
- [10] Geng J. Structured-light 3D surface imaging: a tutorial[J]. Advances in Optics and Photonics, 2011, 3(2): 128-160.
- [11] Viola P A, Jones M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C] // Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, December 8-14, 2001, Kauai, HI, USA. New York: IEEE, 2001, 1: 511-518.
- [12] Nurunnabi A, Sadahiro Y, Lindenbergh R, et al. Robust cylinder fitting in laser scanning point cloud data[J]. Measurement, 2019, 138: 632-651.
- [13] Hulik R, Spanel M, Smrz P, et al. Continuous plane detection in point-cloud data based on 3D Hough Transform[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(1): 86-97.
- [14] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection [J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(2): 214-226.
- [15] Jin Y H, Lee W H. Fast cylinder shape matching using random sample consensus in large scale point cloud[J]. Applied Sciences, 2019, 9(5): 974.
- [16] Zhang J Y, Qiu Y Y, Duan X C, et al. An improved robust method for pose estimation of cylindrical parts with interference features[J]. Sensors, 2019, 19(10): 2234.