

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.036

安全阀校验用机器人系统设计与目标定位方法

毛威,朱海清,杜晓峰

(江南大学 机械工程学院,江苏 无锡 214122)

摘要:针对安全阀校验过程中搬运困难的问题,开发设计一款安全阀校验用机器人,从而实现对安全阀的自主移动抓取和搬运。通过机器视觉和2D激光雷达融合实现目标定位,解决机器人抓取过程中末端执行器如何插入安全阀泄压口的问题。通过霍夫圆检测提取目标,计算目标视场角,对点云数据进行卡尔曼滤波后,采用K-均值聚类对范围内点云进行聚类,找到符合目标特征的特征点,并计算导航偏差,对系统进行检测标定。结果表明:横纵向偏差平均误差小于0.015 m,航向角偏差平均误差小于1°,导航偏差提取精度高,可满足机器人抓取安全阀的要求。

关键词:安全阀;机器人;机器视觉;激光雷达;数据融合

中图分类号:TP391; TP242 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)03-0185-05

Design of a Robotic System for Safety Valve Calibration and Its Target Positioning Method

MAO Wei, ZHU Haiqing, DU Xiaofeng

(College of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: In order to reduce the manpower and material resources for safety valve calibration, a safety valve calibration robot was designed and developed to realize the autonomous movement, grabbing and handling of safety valves. Through the fusion of machine vision and 2D lidar, the target positioning is realized, and the problem of how to insert the end effector into the pressure relief port of the safety valve during the robot grasping process is solved. Firstly, the target is extracted by Hough circle detection, the target field of view is calculated, and the point cloud data is filtered by Kalman filtering, and then the K-means clustering is used to cluster the point clouds in the range to find the point clouds that meet the target characteristics, and the navigation deviation is calculated. The results show that the transverse and longitudinal deviation error is less than 0.015 m, the heading angle error is less than 1°, and the navigation deviation extraction accuracy is high, which meets the requirements of the robot grabbing safety valve.

Keywords: safety valve; robots; machine vision; lidar; data fusion

0 引言

安全阀校验过程中需要将安全阀搬运至校验台上,中大口径安全阀的质量已经超过人力的范畴。目前国内对安全阀的搬运,大多采用叉车托住安全阀实现搬运移动,或者采用行车通过吊装带将安全阀包裹固定实现搬运移动,这两种方式安全性低并且耗费人力物力。

文献[1]设计了一种安全阀吊装装置,以立柱形式固定在夹持台周围,只能在一定范围人工操作旋转力臂用卡钩吊起安全阀。文献[2]设计了一款专用安全阀固定卡钳,配合机械臂液压抓取提升安全阀,相比于文献[1],其专用性更强,灵活性更大。文献[3-4]提出一款安全阀搬运车

和夹持器,二者可以分开,当夹持器夹取安全阀后与搬运车连接运输安全阀,并实现举升,相较于之前突破了只能在安全阀夹持台周围抓取举升安全阀的局限。文献[5]提出一种全电安全阀搬运车,可以对安全阀进行搬运移动,但是末端执行器设计不合理,自动化程度也不高。

本文针对安全阀校验过程中,对安全阀搬运困难的问题,设计开发一款安全阀校验用机器人,机器人能够自主移动抓取并搬运安全阀。采用形状封闭的抓取方法设计机器人的机械结构并在机器人上集成多传感器融合的控制系統,該控制系統能够对目标进行定位,提取机器人与目标的相对位姿,为运动控制器提供输入,控制机器人运行将末端执行器插入安全阀泄压口,实现对安全阀

第一作者简介:毛威(1998—),男,江苏淮安人,硕士研究生,研究方向为机电一体化及特种机器人,2825562826@qq.com。

的抓取和搬运。

1 安全阀校验用机器人系统构成

安全阀校验用机器人系统构成如图 1 所示。安全阀法校验用机器人主要由举升系统、末端执行器、多传感器系统和驱动系统构成。

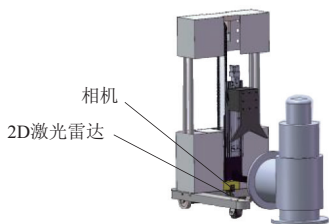


图 1 机器人三维建模

1.1 举升系统

举升系统主要由上升托板和链条传动系统构成,如图 2 所示。上升托板通过链条拉动实现竖直方向上的上下运动。

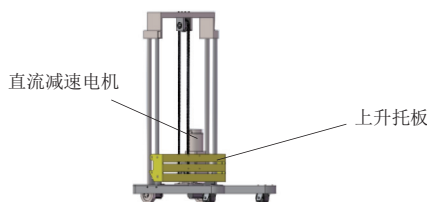


图 2 举升系统三维建模

1.2 末端执行器

末端执行器由承重芯棒、卡爪、滚珠丝杆副及垫块构成,如图 3 所示,其安装在举升系统的上升托板上。当机器人运行将承重芯棒插入安全阀泄压口后,举升系统带动承重芯棒上升抵住安全阀泄压口,此时卡爪下降,卡爪、承重芯棒和安全阀泄压口形成形状封闭,机器人将安全阀抓取。抓取安全阀后可以将举升系统继续上升到比较验台高的高度,机器人继续行驶将安全阀搬运到校验台上。

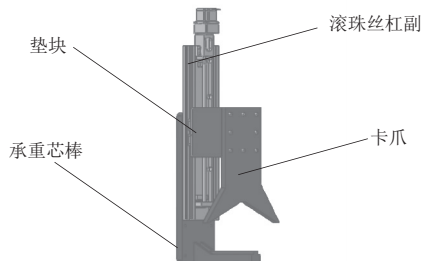


图 3 末端执行器三维建模

1.3 多传感器系统

多传感器系统主要由 2D 激光雷达和单目相机构成。选择的单目相机分辨率为 $640 \text{ px} \times 480 \text{ px}$, 帧率为 30 帧/s, 视场角为 90° , 安装于机器人坐标系中心, 采集的图像为机器人前进方向正前方的图像。选择的 2D 激光雷达为单线二维度激光雷达, 其扫描角度为 360° , 在帧率为 8 Hz 时水平角分辨率为 0.96° , 最大测距为 12 m, 测距精度为 0.02 m, 安装于单目相机下方。二者采集数据对目标进行定位, 获取机器人与目标的相对位姿偏差。

1.4 驱动系统

机器人采用双轮差速驱动, 其驱动系统主要由驱动轮、直流无刷电机、减速机和安装架构成, 如图 4 所示。通过多传感器提取的机器人与目标位姿偏差, 经运动控制器输出电机电压, 改变两驱动轮转速, 使机器人线速度或角速度改变, 直到机器人运行导航偏差趋于 0。

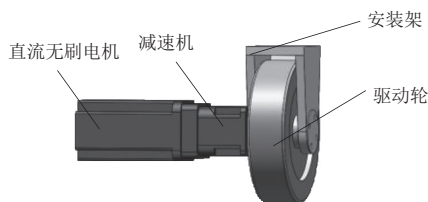


图 4 驱动系统三维建模

2 目标定位与导航偏差提取

机器人抓取安全阀的关键是将承重芯棒插入安全阀泄压口, 首先对泄压口外沿轮廓进行视觉识别, 之后通过点云聚类特征处理找到泄压口外沿平面点云, 对平面点云的坐标信息计算得到导航偏差。安全阀模型如图 5 所示。

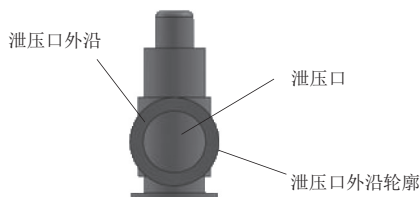


图 5 安全阀三维模型

2.1 视觉处理方法

通过视觉处理确定目标的视场角, 即确定对

目标激光点云数据处理的范围,首先对采集的图像进行灰度化和中值滤波处理,之后采用霍夫圆检测识别图像中的最大圆,即安全阀泄压口外沿轮廓,如图6(a)所示为获取到的泄压口外沿坐标和半径信息,通过坐标和半径值的加减计算就可以获得泄压口外沿轮廓在图像 x 轴方向端点的像素坐标 x_1, x_2 。采用的相机分辨率为 $640 \text{ px} \times 480 \text{ px}$,因此图像的宽度 $w = 640 \text{ px}$,视场角 $\theta = 90^\circ$,如图6(b)所示。

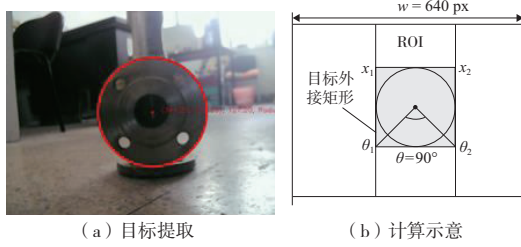


图6 霍夫圆检测处理结果

通过式(1)计算可以获得泄压口外沿轮廓左右两端点的角度范围 θ_1 和 θ_2

$$\begin{cases} \theta_1 = \frac{x_1}{w} \times \theta - \frac{\pi}{4} \\ \theta_2 = \frac{x_2}{w} \times \theta - \frac{\pi}{4} \end{cases} \quad (1)$$

2.2 点云预处理

在机器人运行过程中由于雷达本身精度和环境等原因会导致雷达测量误差增大甚至目标丢失的情况。现采用卡尔曼滤波采集的雷达点云状态进行最优估计,减少测量误差。

卡尔曼滤波的预测状态更新公式为

$$\hat{x}_{k/k-1} = \mathbf{F}(k) \hat{x}_{k-1/k-1} + u(k) \quad (2)$$

式中: $\hat{x}_{k/k-1}$ 为时刻 k 的状态预测估计值; $\mathbf{F}(k)$ 为状态转移矩阵; $\hat{x}_{k-1/k-1}$ 为时刻 $k-1$ 的状态估计值; $u(k)$ 为控制量。

预测状态的协方差更新公式为

$$\hat{p}_{k/k-1} = \mathbf{F}(k) \hat{p}_{k-1/k-1} \mathbf{F}(k)^T + \mathbf{Q}(k) \quad (3)$$

式中: $\hat{p}_{k/k-1}$ 为时刻 k 的状态协方差预测值; $\hat{p}_{k-1/k-1}$ 为时刻 $k-1$ 的状态协方差估计值; $\mathbf{Q}(k)$ 为过程噪声的协方差矩阵。

更新卡尔曼增益公式为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{K}_k$ 为卡尔曼增益值用于预测值和测量值之间进行加权融合; $\mathbf{H}_k$ 为测量矩阵; $\mathbf{R}_k$ 为测量噪声

的协方差矩阵。

状态更新公式为

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (z(k) - \mathbf{H}(k) \hat{x}_{k/k-1}) \quad (5)$$

式中: $\hat{x}_{k/k}$ 为时刻 k 的状态估计值; $z(k)$ 为时刻 k 的测量值。

更新状态协方差公式

$$\hat{p}_{k/k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \hat{p}_{k/k-1} \quad (6)$$

式中 $\hat{x}_{k/k}$ 为滤波后 k 时刻的最优点云位置状态。在MATLAB中对机器人运行过程中采集的雷达点云进行卡尔曼滤波,滤波前雷达测量距离误差随时间变化起伏大,经滤波后误差更加平滑,误差显著减小,卡尔曼滤波效果良好。

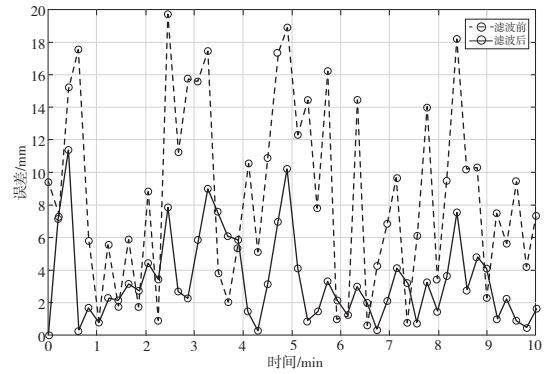


图7 卡尔曼滤波前后误差对比

2.3 目标点云提取

设置激光雷达中心于相机正下方,对视觉提取的目标角度范围内激光点云进行处理。视觉提取的目标角度范围要大于实际目标范围,对视觉目标角度范围内点云进行聚类特征处理,找到符合目标特征的类。

K -均值聚类作为一种常用的迭代聚类算法,可以将数据点分配到 K 个不同的簇中,以最小化簇内数据点的方差和。算法的核心思想是通过迭代优化簇的质心,使得每个数据点都被分配到距离其最近的质心所属的簇中。 K -均值类处理流程如下:1)初始化:随机选择 K 个数据点作为初始簇的质心。2)分配:首先计算样本特征向量 $\mathbf{x}_i$ 和每个聚类中心 $\mathbf{c}_j$ 的距离。之后将 $\mathbf{x}_i$ 划分到距离其最近的聚类中心属于的类中。3)更新:计算样本特征向量的均值,更新聚类中心。4)迭代:重复执行分配和更新步骤,直到簇的质心不再发生变化或达到预定义的迭代次数为止。

K -均值聚类后范围内点云被分成不同的簇,在多个簇中只有一个类簇符合目标特征。距离雷

达最近的簇为目标点云。要找到距离雷达最近的簇,首先要计算每个簇的质心,其计算过程如下

$$\begin{cases} \rho_1 = \frac{\sum_{i=1}^n \rho_i}{n} \\ \theta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n \theta_i}{n} \end{cases} \quad (7)$$

式中 (ρ_1, θ_1) 为每个簇的中心点, ρ_1 最小的质心位于的簇即为目标点云。图8为提取的目标点云。

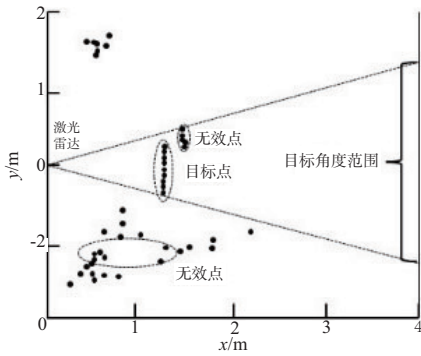


图8 目标激光点云提取结果

2.4 导航偏差计算方法

接下来根据提取的目标点云对目标进行定位获取导航偏差,如图9所示。 O 为2D激光雷达,目标点云集为 G_1 ,两端点 A 和 B 的极坐标为 (l_A, θ_A) 、 (l_B, θ_B) 。通过计算可以得到横向偏差距离 f ,纵向偏差距离 d 和角度偏差 θ 。

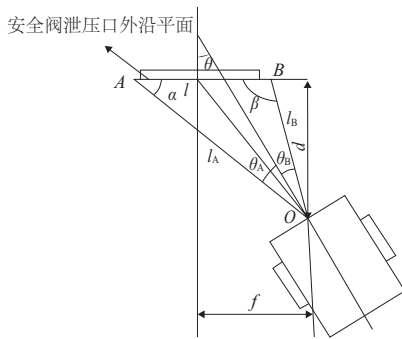


图9 导航偏差计算示意图

激光雷达在目标范围内只能大致得到安全阀泄压口外沿轮廓两个端点,扫描的目标平面长度 l 通过两个端点计算获得,激光雷达相邻点间隔角度较小, l 的值可以通过余弦定理获得,计算公式如下

$$l = \sqrt{l_A^2 + l_B^2 - 2\cos(\theta_A + \theta_B)l_A l_B} \quad (8)$$

图9中2D激光雷达距离安全阀泄压口平面

的垂直距离 d ,左侧端点的雷达扫描线束和安全阀泄压口平面夹角 α 的计算公式如下

$$d = l_A \sin \alpha \quad (9)$$

$$\alpha = \arccos\left(\frac{l_A^2 + l^2 - l_B^2}{2l_A l}\right) \quad (10)$$

图9中横向偏差 f 的计算公式如下

$$f = \frac{l}{2} - l_A \cos \alpha \quad (11)$$

机器人与安全阀泄压口平面的航向角度偏差计算公式如下

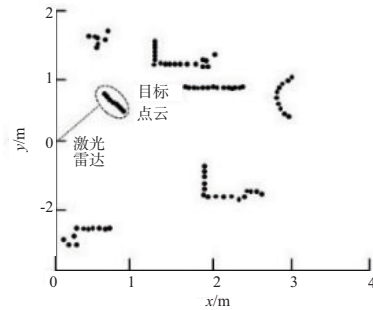
$$\theta = \theta_B + \beta - \frac{\pi}{2} \quad (12)$$

$$\beta = \arccos\left(\frac{l_B^2 + l^2 - l_A^2}{2l_B l}\right) \quad (13)$$

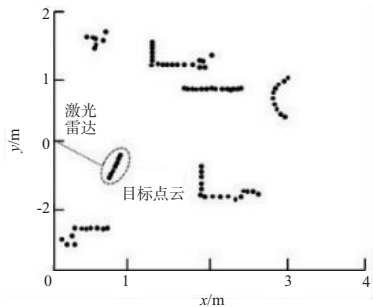
式中 β 为右端点雷达线束和安全阀泄压口平面的夹角。

3 检测标定实验

将安全阀泄压口外沿平面摆放于机器人 $0^\circ, \pm 20^\circ$ 航向,两者直线距离为1m,然后对机器人的航向进行 $0^\circ, \pm 20^\circ$ 偏转,产生9种相对位置情况,每种情况采集10次数据。根据3个导航公式,计算3个导航偏差与实际摆放位置相减,计算误差,其中平均纵向偏差误差为0.011m,平均横向偏差误差为0.014m,平均航向角偏差误差为 0.14° ,经过实验验证,证明了系统的高精度可以满足机器人抓取安全阀的要求。 -20° 姿态如图10所示。



(a) -20° 姿态激光雷达原始点云图



(b) -20° 姿态坐标转换后全局点云图

图10 -20° 姿态示意图

4 结语

本文设计了一种用于安全阀校验的机器人实现对安全阀的抓取和搬运,为实现智能化安全阀校验上料奠定了技术基础。通过 OpenCV 视觉处理融合激光点云聚类特征识别方法,提取机器人与抓取目标的相对位姿,并对该方法进行检测标定。结果表明,横向和纵向偏差平均误差均小于 0.015 m,航向角偏差平均误差均小于 1°,系统的高精度可以满足机器人抓取安全阀的要求。

参考文献:

[1] 江南大学. 安全阀校验台安全防护与吊装装置:

CN103512744B[P]. 2015-12-02.

- [2] 王海龙. 安全阀搬运用卡钳[P]. 中国专利, CN 201410725708.3, 2015-03-24.
- [3] 江南大学. 安全阀夹持移位推车;CN204661251U[P]. 2015-09-23.
- [4] 陆顺峰,朱海清,邓俊秀. 安全阀搬运车承重摆臂轻量化设计[J]. 煤矿机械,2017,38(3):88-92.
- [5] 李天津. 安全阀智能上料车自动对中系统研究[D]. 无锡:江南大学,2021.

收稿日期:2024-03-13

(上接第 165 页)

滤波,结合虚拟检测线技术,构建了 BSW-YOLO 模型,该模型在测试集上的 mAP@0.5 检测准确率为 85.86%,检测速度为 35 f/s,实现了航空发动机叶片追踪和损伤的实时检测。上述研究为提高航空发动机孔探检测技术的自动化与智能化水平提供参考。

参考文献:

- [1] SVENSÉN M, POWRIE H E G, HARDWICK D S. Deep neural networks analysis of borescope images [C]// EUROPEAN CONFERENCE OF THE PROGNOSTICS AND HEALTH MANAGEMENT SOCIETY 2018, 2018: 1-9.
- [2] 李续博,王文庆,王凯,等. 人工智能技术在航空发动机孔探检测中的应用进展[J]. 航空工程进展,2023, 14(2):12-23.
- [3] 张勇,刘冠军,邱静. 基于图像自动测量的航空发动机故障检测技术研究[J]. 机械科学与技术,2008, 27(2):176-179.
- [4] 杨晓军,王瑛琦,刘智刚. 航空发动机涡轮叶片损伤分析[J]. 机械工程与自动化,2017,46(3):203-205.
- [5] 李小丽,陈新波,吴松华,等. 基于图像预处理的发动机叶片掉块损伤自动测量技术[J]. 推进技术,2023, 44(4):215-224.
- [6] 丁鹏,李长有,马齐爽,等. 基于小波的航空发动机叶片孔探损伤检测[J]. 北京航空航天大学学报,2006, 32(12):1435-1438.
- [7] 张维亮,李楠,李昂,等. 基于概率神经网络的航空发

动机叶片损伤图像分割[J]. 沈阳航空航天大学学报,2013,30(2):22-26.

- [8] 刘笃喜,温立民,朱名铨. 飞机发动机叶片裂纹自适应检测算法的研究[J]. 测控技术,2007, 26(6): 31-33.
- [9] 孟娇茹. 航空发动机孔探损伤识别方法[J]. 黑龙江科技学院学报,2009,19(1):50-53.
- [10] 樊玮,李晨炫,邢艳,等. 航空发动机损伤图像的二分类到多分类递进式检测网络[J]. 计算机应用, 2021,41(8):2352-2357.
- [11] BIAN X, LIM S N, ZHOU N. Multiscale fully convolutional network with application to industrial inspection [C]//2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Lake Placid, NY, USA: IEEE, 2016:1-8.
- [12] 旷可嘉. 深度学习及其在航空发动机缺陷检测中的应用研究[D]. 广州:华南理工大学,2017.
- [13] 魏永超,李涛,邓毅. 基于改进 Mask R-CNN 算法的孔探缺陷自动检测研究[J]. 电子设计工程,2023, 31(9):1-6.
- [14] 何宇豪,曹学国,刘信良,等. 基于 SW-YOLO 模型的航空发动机叶片损伤实时检测[J]. 推进技术, 2024,45(2):192-198.
- [15] BEWLEY A, GE Z, OTT L. et al. Simple online and realtime tracking [J]. arxiv preprint arxiv: 1602. 00763. 2016.

收稿日期:2023-12-26