边界缺失目标的边缘检测与拓扑定位

付京豪[1]， 孙丽丽[1]， 王 宁[2]， 胡 宁[1,3,4]， 赵丽滨[1,4,5]
（1. 河北工业大学 机械工程学院，天津 300401；2. 阔景智造（天津）高新技术有限公司，天津 300192；
3. 河北工业大学 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室，天津 300401；
4. 河北工业大学 先进智能防护装备技术教育部重点实验室，天津 300401；
5. 河北工业大学 河北省跨尺度智能装备技术重点实验室，天津 300401）

摘 要：针对图像识别中因目标物体边界缺失而导致的无法获取完整边界特征及中心点坐标的问题，提出一种基于改进Hough算法的边界特征拓扑检测方法。采用融合形态学处理的Canny边缘检测算法对预处理后的图像数据进行边缘检测，获取图像的边缘信息，以确保边缘的连续性和准确性，并采用改进Hough算法对边界信息不完整的图像进行边界特征拓扑及定位，从而有效推断出边界缺失的位置和范围。实验结果表明：该方法误差均值为0.82 mm，且97.92%的测试样本的定位误差小于2 mm，能够更精确、有效地检测目标边界的特征，并准确地推断出边界缺失情况，进而实现检测目标的精准定位。

关键词：边界缺失；边界拓扑；Hough；Canny；形态学处理
DOI：10.15938/j.jhust.2026.04.001
中图分类号：TP391.4 **文献标志码**：A **文章编号**：1007-2683(2026)04-0001-09

Edge Detection and Topological Localization for Targets with Missing Boundaries

FU Jinghao[1], SUN Lili[1], WANG Ning[2], HU Ning[1,3,4], ZHAO Libin[1,4,5]
(1. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;
2. Kuojing Intelligent Manufacturing (Tianjin) High-Tech Co., Ltd., Tianjin 300192, China;
3. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;
4. Key Laboratory of Advanced Intelligent Protective Equipment Technology, Ministry of Education, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;
5. Hebei Key Laboratory of Cross-Scale Intelligent Equipment Technology, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: To address the challenge of incomplete boundary features and undetermined center coordinates caused by missing object boundaries in image recognition, this paper proposes a boundary feature topological detection method based on an enhanced Hough algorithm. Firstly, a Canny edge detection algorithm integrated with morphological processing is applied to preprocessed image data to extract edge information, ensuring edge continuity and accuracy. Secondly, the improved Hough algorithm is employed to perform boundary topology and localization on images with incomplete boundary information, effectively inferring the locations and extents of missing boundaries. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves a mean localization error of 0.82 mm, with 97.92% of errors below 2 mm. The approach significantly enhances the precision and effectiveness of detecting target boundary features, accurately reconstructs missing boundaries, and achieves robust localization of targets, even under conditions of partial occlusion or boundary discontinuities.

Keywords: boundary missing; boundary topology; Hough; Canny; morphological processing

收稿日期：2024-12-09
基金项目：国家自然科学基金(12227801,52405306).
作者简介：付京豪(1999—)，男，硕士研究生；
王 宁(1986—)，男，工程师.
通信作者：孙丽丽(1988—)，女，博士，讲师，E-mail:2020100@hebut.edu.cn.

0 引 言

随着科技的快速发展,机器人、自动控制和智能化技术在工业生产中得到了广泛应用。机器视觉作为一项关键技术,已经被广泛应用于工件识别和定位,引导机器人执行打磨、焊接、搬运等任务[1-2]。然而,实际应用中常常遇到各种挑战,特别是当工件边界被遮挡或缺失时,定位准确性下降。因此,如何有效而准确地识别和定位边界特征不完整的工件,成为工业视觉检测中重要的研究方向[3-4]。

近年来,机器视觉技术不断发展,在多个领域中展现出广泛的应用潜力。现有的边缘检测方法可分为传统方法和基于深度学习的方法。基于机器视觉的 Mark 点定位算法以其灵活性、适应性及自动化程度高等特点在自动化生产和工业制造领域被广泛应用[5-6]。李浩霖等[7]提出多阶段融合定位方法,在精度和速度上表现优异,但其多阶段融合的算法架构导致计算复杂度较高,且对目标边缘的完整性依赖较强,难以应对边界缺失或遮挡场景。张宇廷等[8]改进的 K-means 自适应 Canny 算法通过形态学预处理优化边缘连续性,但对初始聚类中心敏感,阈值分割稳定性受限,在噪声密集或光照不均时仍存在断裂风险。LU 等[9]基于增强梯度模板和迭代阈值的 Canny 改进方法快速定位对称目标中心,但核心假设依赖于目标的几何对称性,且迭代阈值计算过程可能增加实时性负担,难以满足工业检测的高效需求。上述方法均未针对边界信息不完整的场景设计鲁棒的拓扑推理机制,导致在边缘缺失或遮挡情况下定位精度显著下降。

基于深度学习的边缘检测方法在精度上有所突破。XIE 等[10]提出的 VGG-16 端到端算法通过融合多阶段特征和加权交叉熵损失函数,显著提升了边缘检测的精度,但因网络结构复杂导致推理速度缓慢,且对大规模标注数据的依赖性较高,易因过拟合降低泛化能力。PU 等[11]提出的 EDTER 网络通过 Transformer 融合长距离特征,生成语义更连贯的边缘结果,适用于需要全局推理的场景,但参数量大且两阶段设计导致单帧推理延迟高,难以满足工业实时性需求。PANG 等[12]设计了 XYW-Net 轻量化网络,采用并行通路机制实现 X、Y、W 型卷积模块的结合,实现了特征的精细提取。LUO 等[13]提出了 BLEDNet 网络,结合生物视觉的并行处理机制和卷积神经网络,提升了图像特征提取能力,但生物启发式架构对非生物特征的适应性较弱,在对称性目标检测中误检率较高。YE 等[14]提出的 DiffusionEdge 网络利用扩散概率模型缓解边缘模糊,但其多步迭代训练过程复杂,且在非对称目标或低对比度场景中仍存在局部误检问题。上述方法均未针对边缘缺失或遮挡场景设计自适应补全机制,依赖几何对称性假设,对复杂拓扑目标适应性不足,且高计算资源需求进一步限制了其在低成本嵌入式设备中的实际应用。

针对上述问题,本文提出基于改进 Hough 变换算法的边界特征拓扑检测方法,通过融合形态学处理对边缘检测 Canny 算法进行改进,最大化目标工件的边界与背景特征差异,获得最优边界特征分割效果。对 Hough 变换进行改进,实现对边界缺失工件图像的边界拓扑,并计算出识别特征中心点及旋转角度。

1 实验平台

本文采用自主搭建的自动搬运实验平台,主要包括机器人搬运系统、视觉识别系统、输送运输系统等部分。该实验平台旨在实现护照箱的自动出入库流程管理,其中,护照箱存储系统的存放空间有限,系统必须具备高精度定位能力和准确识别能力。护照箱因尺寸不同或放置方位不同,在输送过程中会出现偏离视觉检测视野的情况,导致检测结果边界缺失,故平台需要具有在复杂情况下边界拓扑分析的能力。自动搬运实验平台如图 1 所示。

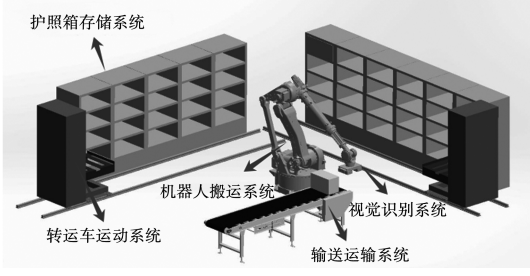


图 1 自动搬运实验平台

Fig. 1 Automatic handling experiment platform

2 图像处理算法

2.1 融合形态学处理的 Canny 边缘检测

2.1.1 高斯滤波

高斯滤波[15]应用高斯函数的权重对图像进行平滑处理,减少图像中的随机噪声和细节,并在此过程中尽可能保留图像的边界特征。高斯函数为

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1}$$

式中:σ 为高斯函数的标准差,控制了滤波器对图像进行平滑处理的强度和范围。本文为保留图像更多边缘细节并起到平滑作用,在边缘检测中设定 σ 为 1。

高斯函数与目标图像的卷积公式为

$$R(x,y) = G(x,y) * f(x,y) \tag{2}$$

式中:$R(x,y)$ 为卷积处理后的图像;$f(x,y)$ 为输入图像;$*$ 为卷积运算。

2.1.2　自适应阈值二值化

为了获得更加有效且鲁棒的分割效果,本文采用动态阈值分割图像[16],根据图像灰度信息来确定阈值大小,确保阈值设定的稳定性,且当图像明暗有所变化时,动态阈值分割也具有良好的鲁棒性。

其动态自适应阈值 T_h 的计算公式如下:

$$T_h = \frac{1}{9}\sum_{k,l\in\{-1,0,1\}} p_{i+k,j+l} \tag{3}$$

式中:$p_{i,j}$ 为当前像素点;T_h 为自适应阈值。将图像中每个像素点的梯度值与该点的自适应阈值进行比较,从而决定该像素是否属于边缘区域。边缘点位置的输出值 $G(i,j)$ 根据以下公式计算:

$$G(i,j) = \begin{cases} 0 & |\nabla p_{i,j}| < 0.5T_h \\ P & 0.5T \leqslant |\nabla p_{i,j}| \leqslant T_h \\ 1 & T_h < |\nabla p_{i,j}| \end{cases} \tag{4}$$

式中:$G(i,j)$ 为边缘点位置的输出值;$|\nabla p_{i,j}|$ 为图像在 (i,j) 处的梯度值;P 为上一中心像素点输出值。

2.1.3　形态学处理

形态学处理[17]是利用基本形状模板(结构元素)对图像进行局部操作的方法,可以增强或者弱化图像中的特定形状和结构,从而帮助分析和描述图像中的特征信息。形态学处理计算公式为

$$\boldsymbol{B}\oplus\boldsymbol{S} = (\bigcup_{i=1}^{n} b_i)\oplus(\bigcup_{j=1}^{m} s_j) = \bigcup_{i=1}^{n}\bigcup_{j=1}^{m} b_i s_j \tag{5}$$

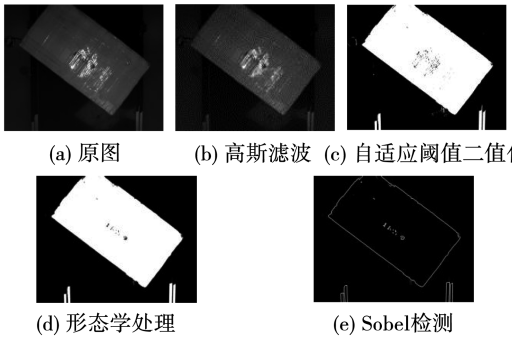
$$\boldsymbol{B}\Theta\boldsymbol{S} = \bigcap_{s\in S}\boldsymbol{B}_s = \{\boldsymbol{b}\mid \forall \boldsymbol{s}\in\boldsymbol{S}: \boldsymbol{b}-\boldsymbol{s}\in\boldsymbol{B}\} = \{\boldsymbol{t}\mid \check{\boldsymbol{S}}_t \subseteq \boldsymbol{B}\} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{B}\odot\boldsymbol{S} = (\boldsymbol{B}\Theta\check{\boldsymbol{S}})\boldsymbol{S} = \bigcup_{\boldsymbol{S}_t\subseteq\boldsymbol{B}} \boldsymbol{S}_t \tag{7}$$

式中:$\boldsymbol{B}$ 为待处理的图像像素集合;$\boldsymbol{S}$ 为形态学处理的结构元素集合;$\oplus$、$\boldsymbol{\Theta}$、$\odot$ 分别为数学形态学中的膨胀、腐蚀与开运算操作符;b_i 与 s_j 分别为集合 $\boldsymbol{B}$ 和 $\boldsymbol{S}$ 中的第 i 个和第 j 个像素点元素;$\boldsymbol{B}_s$ 为图像集合 $\boldsymbol{B}$ 沿向量 $\boldsymbol{s}$ 平移后的集合;$\boldsymbol{b}$ 为满足腐蚀条件的保留像素点;$\boldsymbol{t}$ 为平移目标位置的坐标向量;$\check{\boldsymbol{S}}$ 为结构元素 $\boldsymbol{S}$ 关于原点的反射集(对称集);$\check{\boldsymbol{S}}_t$ 与 $\boldsymbol{S}_t$ 分别为反射结构元素 $\check{\boldsymbol{S}}$ 与原结构元素 $\boldsymbol{S}$ 平移至位置 t 处的集合。形态学开运算处理图像先进行腐蚀操作,而后使用相同的处理结构元进行闵可夫斯基加法(膨胀操作)除掉噪点,并保留原有的边界特征点。

2.1.4　融合形态学分割的 Canny 边缘检测流程

为了在提取护照箱平面特征参数时,有效地消除噪点对轮廓边缘细节的干扰,本文结合形态学处理技术改进 Canny 算法。首先,对预处理后的护照箱平面图像进行高斯滤波、自适应阈值二值化操作,以凸显特征;其次,再通过腐蚀操作、膨胀操作和 Sobel检测提取边缘轮廓。改进 Canny 算法的检测流程如图 2 所示。



(a) 原图　(b) 高斯滤波　(c) 自适应阈值二值化

(d) 形态学处理　(e) Sobel检测

图 2　改进的 Canny 边缘检测流程

Fig. 2　Flow diagram of improved Canny edge detection

2.2　改进的 Hough 变换边界拓扑

2.2.1　Hough 变换

Hough 变换[18-19]作为经典的几何特征检测方法,通过参数空间转换实现图像中直线结构的有效提取。针对笛卡儿坐标系下直线方程 $y = kx + b$ 存在的参数奇异性问题,Hough 变换将直线参数化表达转换为极坐标系下的表达:

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{8}$$

式中:ρ 为直线到原点的法向距离;θ 为直线法线与 x 轴的正向夹角,$0 \leqslant \theta < \pi$。图像中每个边缘点 (x, y) 在极坐标空间被映射为 1 条正弦曲线,当多个边缘点共线时,其对应的正弦曲线将在参数空间 (ρ, θ) 内交汇于同一点。

本文目标物体的边界因图像遮挡、光照不足或噪声等原因而在检测过程中丢失,拓扑是对目标边界特征的几何形态进行分析与表示的方法。通过对边界特征进行拓扑分析,可以获得目标的完整几何信息,包括缺失部分的推断位置及目标的中心点。

2.2.2　改进的边界拓扑算法

改进 Hough 变换识别定位目标中心点流程图如图 3 所示。

1) Hough 多边检测,拓扑缺失边缘

通过 Hough 直线检测算法从图像中筛选出特征最为显著的 4 条边缘直线(如图 3(b)所示)。随后,利用这 4 条已知边缘直线的几何参数进行空间

延伸,以此推断并重建出目标缺失的边界信息。4 条边缘直线(如图 3(b)所示)方程为

$$f_i = k_i x + b_i, i \in (1,2,3,4) \tag{9}$$

2)计算多边交叉点,拓扑缺失交叉点

由各直线边之间的角度关系可知各直线的位置关系,由于视觉检测存在一定的检测误差,检测出的箱子对边线存在不完全平行的情况。因此,在利用直线夹角判定两条边的位置关系时,需引入角度误差补偿因子 g。判断两边关系的判定变量 T 的计算公式如下:

$$\tan\alpha = \left| \frac{k_i - k_j}{1 + k_j k_i} \right| \tag{10}$$

$$T = \begin{cases} 0 & 90° - g < \alpha < 90° + g \\ 1 & -g \leqslant \alpha \leqslant g \\ 2 & -90° - g \leqslant \alpha \leqslant -90° + g \end{cases} \tag{11}$$

式中:α 为两边夹角,$-90° < \alpha < 90°$;k_i 为边缘直线方程式(8)任一边的斜率;k_j 为其余边的斜率;g 为角度误差补偿,由视觉检测测试数据中护照箱两边直线夹角的平均值得出。当 $T=1$ 时,两边夹角在角度补偿内约为 0°,可判断两边平行;当 $T=0$ 或 2 时,两边夹角在角度补偿内约为 ±90°,可判断两边垂直相交;其他情况则是视觉检测出问题,需进行重新检测。

由下式计算相交两边的交叉点,可得 4 个交叉点(如图 3(c)所示),即顶点(A、B、C、D):

$$\left.\begin{aligned} k_i x_a + b_i &= y_a \\ k_h x_a + b_h &= y_a \end{aligned}\right\} \tag{12}$$

式中:k_i、b_i 为边缘直线方程式(8)任一边的斜率与截距;k_h、b_h 为计算交叉边式(9)中与 k_i 相交边的斜率与截距;(x_a, y_a) 为两边交叉点。

3)拟合对边直线

判断对边顶点,拟合对边直线,通过计算图像中的 4 个顶点 $A(x_1, y_1)$、$B(x_2, y_2)$、$C(x_3, y_3)$、$D(x_4, y_4)$ 得到以下线段:A 点和 C 点组成的线段 L_5,以及 B 点和 D 点组成的线段 L_6(如图 3(d)~(e)所示)。计算公式如下:

$$f_i = k_i x + b_i, i \in (5,6) \tag{13}$$

$$\left.\begin{aligned} k_5 x_2 + b_5 &= y_2 \\ k_5 x_4 + b_5 &= y_4 \end{aligned}\right\} \tag{14}$$

$$\left.\begin{aligned} k_6 x_1 + b_6 &= y_1 \\ k_6 x_3 + b_6 &= y_3 \end{aligned}\right\} \tag{15}$$

4)拟合对边直线交叉点

设置交叉点为 $E(x_5, y_5)$(如图 3(f)所示),计算公式如下:

$$\left.\begin{aligned} k_5 x_5 + b_5 &= y_5 \\ k_6 x_5 + b_6 &= y_6 \end{aligned}\right\} \tag{16}$$

5)构造参考线,计算旋转角度

依据取料参考位姿设置 1 条参考线 f_5,直线的斜率为 k_7,通过计算各顶点间的距离判断长短边,将长边 f_1 与该参考直线进行夹角计算。直线 f_1、f_5 的夹角 θ(如图 3(g)所示)计算公式为

$$\tan\theta = \left| \frac{k_7 - k_1}{1 + k_7 k_1} \right| \tag{17}$$

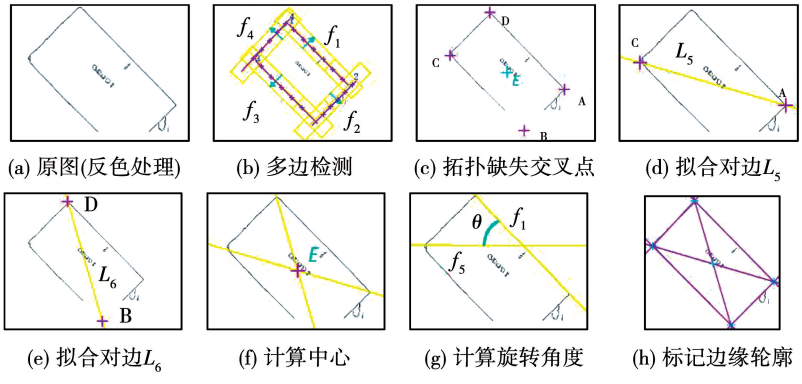


图 3 改进 Hough 变换识别定位目标中心点流程图

Fig. 3 Flow chart of improved Hough transform to identify and locate the target center point

3 实验验证及结果分析

3.1 数据集

本研究聚焦于出入境场景里的护照箱检测任务,鉴于缺乏公开可用的数据集,需要自主构建专用图像数据集。本数据集借助多视角拍摄、可变光照条件及差异化堆叠状态来构建样本空间,还运用智能化数据增强技术提高样本丰富度,构建出含有 1 500张样本的数据集。

3.2　边缘检测实验对比

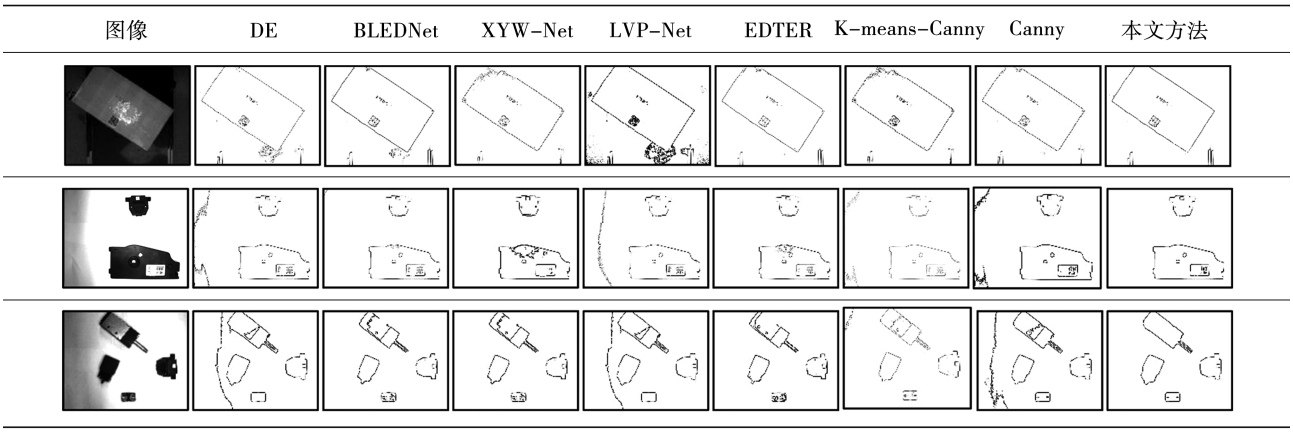
3.2.1　边缘提取对比实验

本研究针对目标边缘检测任务,系统评估了多类边缘检测算法的抗噪性能与特征保留能力。实验结果表明:Canny[20] 与 K-means-Canny 算法因各向同性滤波特性与固定梯度模板设计,在噪声干扰下的峰值信噪比(PSNR)较基线下降 38.7%,目标轮廓断裂率显著增加;基于深度学习的 DiffusionEdge(DE)、BLEDNet、XYW-Net、LVP-Net[21] 及 EDTER 算法虽通过并行通路机制、多尺度特征融合或长距离依赖建模提升了边缘连续性,但 BLEDNet 对低对比度边缘敏感,DE 与 LVP-Net 在复杂纹理场景下易产生伪影,XYW-Net 目标轮廓断裂率较高,EDTER 虽通过 Transformer 增强全局特征,但其参数为 65.8M,难以满足工业实时性需求。

改进的 Canny 算法可精准稳定地检测出低对比度环境下的边缘并区分真实边缘与背景纹理,且推理速度提升 31.2%,具有更强的保留边缘图像轮廓与去噪的能力,对边界缺失的图像仍有最佳的边缘检测效果。检测算法对比如表 1 所示。

表 1　不同算法对目标边缘提取对比

Tab. 1　Comparison of target edge extraction by different algorithms



3.2.2　峰值信噪比和结构相似度对比实验

为了从定量角度验证改进算法在边缘提取方面的优势,选用峰值信噪比(PSNR)及结构相似性指数(SSIM)为量化评价指标,评估不同算法在噪声干扰时的鲁棒性[22]。实验结果显示:随着噪声强度不断增加,所有算法的 PSNR 值与 SSIM 值均呈现出单调递减的态势,不过改进算法呈现出了更强的抗噪稳定性。对不同噪声水平 - 性能曲线下的面积进行量化评估可知,改进算法相较于传统 Canny 算法有 10.56% 的优化幅度,相较于其他对比检测方法有 8.62% 的优化幅度,证明所提算法可在抑制图像噪声与保留真实边缘特征之间取得更优的平衡。检测算法处理后图像的 PSNR 与 SSIM 值如图 4 ~ 5 所示。

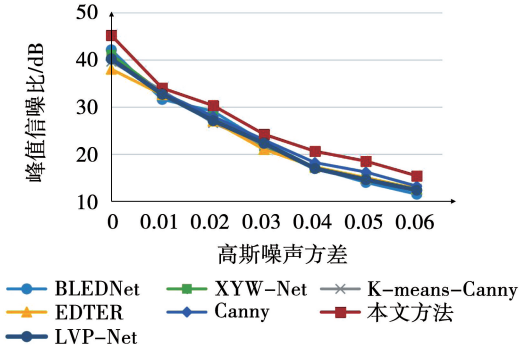


图 4　不同噪声下各边缘检测算法处理后图像的 PSNR

Fig. 4　PSNR of images processed by edge detection algorithms under different noise

3.3　改进的 Hough 变换边界拓扑实验

3.3.1　识别定位算法对比测试

模板匹配[23] 是常见的图像处理技术,用于在图像中寻找并定位与预定义模板最相似的区域。传统模板匹配算法在处理目标边缘缺失或遮挡情况时可能识别失败,匹配图像出现较大偏移,且对于缺失的边界特征未成功拓扑。相比之下,改进的 Hough 变换通过像素点投票机制有效检测出目标的缺失边缘。该算法不依赖完整的边缘信息,而是分析图像中的曲线特性来识别目标位置和形状,即使面对不完整或遮挡的边缘,也能提供可靠的检测结果。改进的 Hough 变换在复杂背景和噪声环境下仍能保持较高的识别精度,目标边缘识别定位对比如图 6 所示。

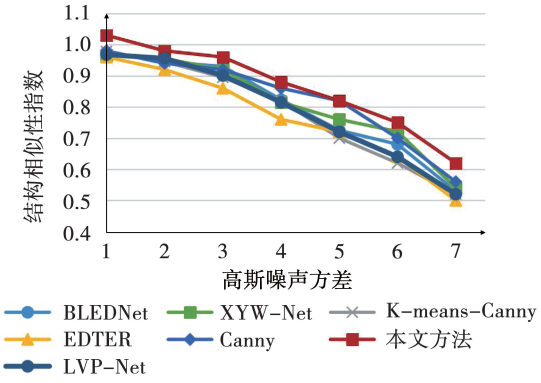
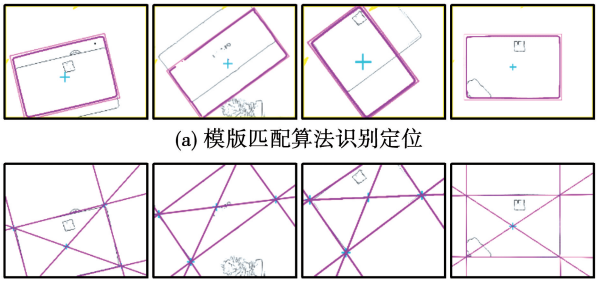


图 5 不同噪声下各边缘检测算法处理后图像的 SSIM

Fig. 5 SSIM of image processed by edge detection algorithms under different noise



(a) 模版匹配算法识别定位

(b) 改进的Hough变换边界拓扑识别定位

图 6 目标边缘识别定位精度对比

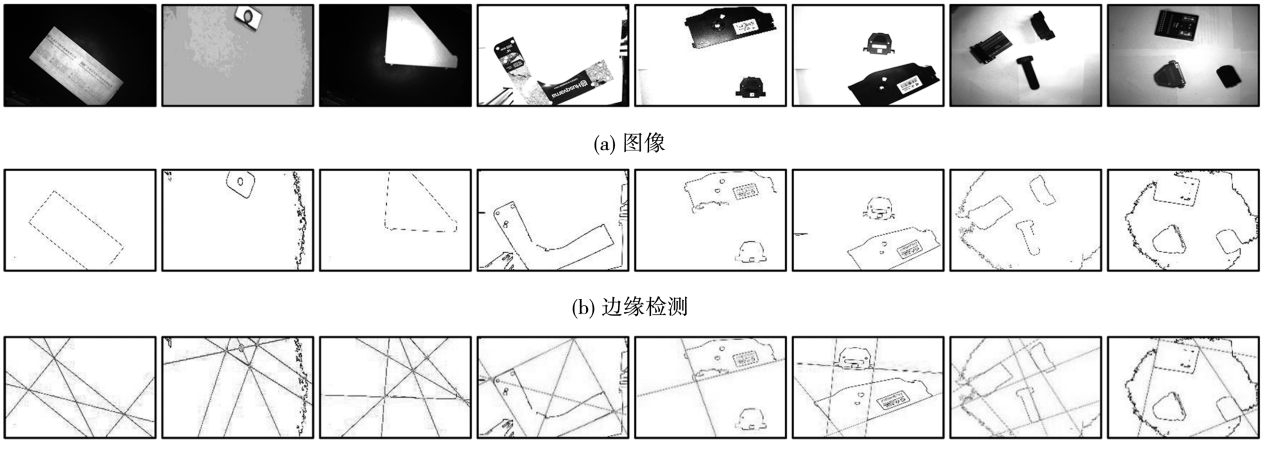
Fig. 6 Comparison of target edge recognition and localization accuracy

3.3.2 鲁棒性测试

为验证所提方法的鲁棒性与泛化能力,本文构建了涵盖规则几何体(螺钉灭菌包装袋、机床刀具(刀片)、工业铝合金型材连接件)与非规则复杂目标(锯片异型包装纸卡、多通道信号耦合器、过载保护智能连接器等)的综合性典型工业对象边界拓扑数据集。针对多边形特征调整霍夫变换参数,并利用结构相似性指数(SSIM)作为评价指标。实验结果表明:在规则目标中,平均定位误差为 0.88 mm,SSIM 值达 0.93;对非规则目标(如锯片异型包装纸卡),定位误差为 1.18 mm,SSIM 值为 0.85,性能衰减率为 13.4%。实验验证了该方法对多形状目标的适应性,证明其适用于复杂几何体的缺失边界推断与精准定位。边缘检测与边界拓扑算法鲁棒性测试如图 7 所示。

3.3.3 定位测试及误差分析

本研究通过改进的视觉识别定位算法,精确获取抓取点在机械臂基坐标系下的位置坐标,并与真实位置进行误差计算。实验过程中,首先将机械臂精准移动至视觉拍照点位,利用视觉定位系统获取测量值。随后,再将机械臂平稳移至抓取点位,通过机械臂示教器读取真实值。



(a) 图像

(b) 边缘检测

(c) 边界拓扑

图 7 鲁棒性测试

Fig. 7 Robustness testing

视觉定位系统的目的是引导机械臂末端执行器完成稳定抓取。结合该执行器的物理机械容差设计,其能够容忍的最大有效吸附平面偏移阈值为 4 mm。为了确保抓取的成功率与安全性,系统在三维空间中输出的位姿误差必须满足以下约束条件:

$$-1\ \text{mm} \leqslant \Delta x, \Delta y \leqslant 1\ \text{mm},\ -1^\circ \leqslant \Delta r_z \leqslant 1^\circ \quad (18)$$

式中:Δx、Δy 为平面位置偏差;Δr_z 为绕 Z 轴的旋转角度偏差。部分典型测试样本的真实值、测量值及误差数据如表 2 所示。实验数据显示,所有测试样本的综合定位误差距离(Euclidean 距离)均满足:

$$E = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2} \leqslant \sqrt{2}\,\text{mm} \ll 4\ \text{mm} \quad (19)$$

表 2　目标物体识别定位部分测量值误差(mm/(°))

Tab. 2　The measurement error of the target object recognition and positioning part

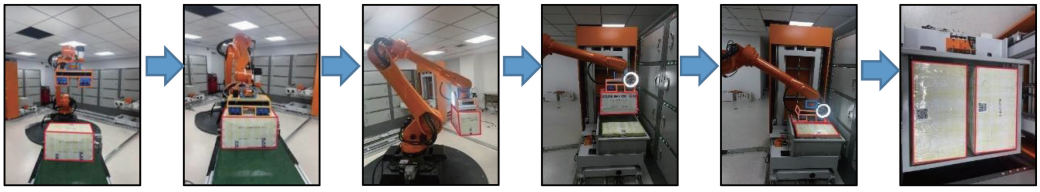
参数	真实值	测量值	误差值
x 值	158.07	157.53	0.54
	186.63	186.91	−0.28
	264.99	264.54	0.45
	216.21	215.56	0.65
y 值	−2 292.4	−2 293.19	0.79
	−2 298.94	−2 298.25	−0.69
	−2 288.37	−2 289.21	0.84
	−2 178.85	−2 179.61	0.76
r_z 值	−0.21	−0.15	−0.06
	−15.32	−15.43	0.11
	30.54	30.47	0.07
	60.56	60.4	0.16

结果表明:算法输出的目标位姿在吸盘的物理容差范围内,且具有较高的安全冗余度。本研究提出的视觉定位算法的误差分布数据全面验证了算法的鲁棒性与适用性,并且在复杂环境和动态条件下展现出优异的稳定性与适应性,为工业场景下的非结构化抓取提供了可靠的技术方案。

3.3.4　随机位置抓取实验

通过改进的视觉识别定位算法定位抓取物体,验证算法的鲁棒性及准确性。图 8 为自动搬运平台护照放置的流程。首先,通过改进的视觉算法进行识别定位;其次,引导机器人进行抓取;最后,移动机器人到放料点位进行放置。

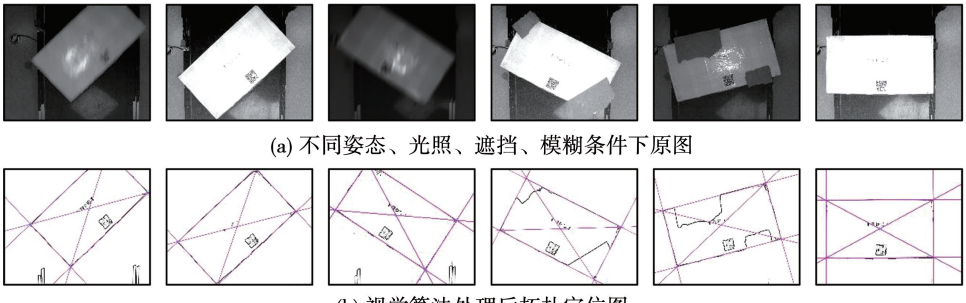
为验证算法在复杂工况下的鲁棒性,在光照、运动模糊、随机遮挡及多自由度姿态变化的实验场景中进行实验。实验结果表明:在运动模糊场景下,算法 SSIM 值仍能保持 0.85,对目标进行精确定位。不同光照强度下的平均定位误差稳定在 1.05 mm,验证了算法对环境扰动的鲁棒性。该方法一方面通过动态阈值分割与形态学开运算有效优化了边缘的连续性;另一方面,通过自适应调整 Hough 变换的参数空间与几何约束,即使在目标被遮挡的情况下,依然可精确完成几何边界的拓扑重建,为动态工业场景中的实时定位提供了可靠解决方案。不同姿态、光照等条件下视觉算法的识别定位如图 9 所示。



(a) 识别定位　(b) 抓取　(c) 移动1　(d) 移动2　(e) 放料　(f) 完成

图 8　自动搬运平台护照放置流程

Fig. 8　Automatic handling platform passport placement process



(a) 不同姿态、光照、遮挡、模糊条件下原图

(b) 视觉算法处理后拓扑定位图

图 9　不同位姿及干扰条件下的视觉识别定位

Fig. 9　Visual recognition and positioning under different poses and interferences

图 10 为不同位姿条件下重复实验定位误差曲线,对全部误差数据进行汇总分析,误差均值($\bar{X}$)与标准差(S_A)的计算公式为

$$\bar{X}=\frac{\sum_{i=1}^{n}X_i}{n} \tag{20}$$

$$S_A=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2}{n-1}} \tag{21}$$

为验证算法误差均值是否显著小于允许误差(4 mm),利用单样本 t 检验对误差进行分析,并设定原假设 $H_0:\mu=4$ mm,备用假设 $H_1:\mu<4$ mm,计算

公式为

$$t_{\sin}=\frac{X-\mu}{S_A/\sqrt{n}} \tag{22}$$

式中：n 为实验样本总量；$t_{0.05,96}=1.98$，因统计检验量 $t_{\sin}=28.64>1.98$，显著性水平 $P_t<0.001$，拒绝原假设，表明改进算法误差均值（0.82 mm）显著低于允许阈值，且 97.92% 的测试样本的误差小于 2 mm。

为检验不同坐标方向（x、y、r_z）的误差是否一致，利用方差分析方法对误差进行分析。不同方向的平均误差与标准差由式（20）~（21）计算得出。计算不同方向坐标误差差异的公式如下：

$$\alpha_{\mathrm{MSB}}=\frac{\sum_{j=1}^{k}n_j(\bar{X}_j-\bar{X}_z)^2}{k-1} \tag{23}$$

$$\alpha_{\mathrm{MSW}}=\frac{\sum_{j=1}^{k}(n_j-1)s_j^2}{N-k} \tag{24}$$

$$F=\frac{\alpha_{\mathrm{MSB}}}{\alpha_{\mathrm{MSW}}} \tag{25}$$

式中：$k=3$（组数）；$N=100$（总样本数）；n_j 为第 j 组样本数；$\bar{X}_j$ 与 s_j 分别为第 j 组样本的误差均值与标准差；$\bar{X}_z$ 为所有测试样本的总平均误差值；F 为方差分析统计量。计算得 $F=1.32$，$P_t=0.177>0.05$，不同方向误差无显著差异，算法在各方向上表现一致，算法具有方向鲁棒性。

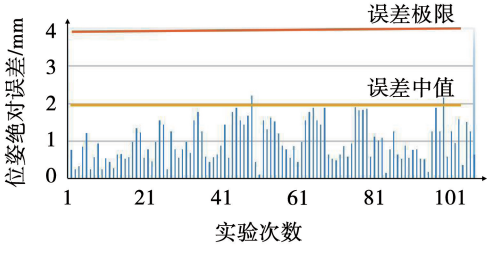


图 10 不同位姿重复实验定位误差

Fig. 10 Repeated experimental positioning error of different poses

4 结 语

本文针对图像识别中因目标物体边界缺失而不能获取目标物体的完整边界特征且无法计算出该物体的中心点坐标的问题，提出了基于改进 Hough 变换与形态学增强 Canny 算法的边界特征拓扑检测方法。通过形态学开运算和自适应阈值结合的方法提升边缘连续性，结合 Hough 变换的极坐标参数空间投票及几何约束，实现了对边界缺失目标的精准定位。利用数学形态学重构目标几何结构，并通过概率统计模型补全缺失信息。实验表明：该方法在工件定位中的误差均值低于 0.82 mm，能够更精确、有效地检测目标边界的特征，并准确地拓扑出缺失边界特征。未来可通过融合深度学习提升非线性边界适应性，并集成多模态传感数据拓展至三维检测，以推动其在智能制造中更广泛的应用。

参 考 文 献：

[1] 王耀南，江一鸣，姜娇，等. 机器人感知与控制关键技术及其智能制造应用[J]. 自动化学报，2023，49(3)：494.
WANG Yaonan，JIANG Yiming，JIANG Jiao，et al. Key Technologies of Robot Perception and Control and Its Intelligent Manufacturing Applications [J]. Acta Automatica Sinica，2023，49(3)：494.

[2] LI T，AN J，YANG K，et al. An Efficient Network for Target-oriented Robot Grasping Pose Generation in Clutter [C]//2022 IEEE 17th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)，2022：967.

[3] 王朋，郝伟龙，倪翠，等. 视觉 SLAM 方法综述[J]. 北京航空航天大学学报，2024，50(2)：359.
WANG Peng，HAO Weilong，NI Cui，et al. An Overview of Visual SLAM Methods[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2024，50(2)：359.

[4] PRABHU S，PONDURU P S，PALANISAMY R. An Approach for Improved Data Matrix Distortion Correction Using Median Filtered Hough Transform[C]//2022 IEEE 6th Conference on Information and Communication Technology (CICT)，2022：1.

[5] 李健，刘孔宇，任宪盛，等. 基于自适应阈值的 Canny 算法在 MRI 边缘检测中的应用[J]. 吉林大学学报(工学版)，2021，51(2)：712.
LI Jian，LIU Kongyu，REN Xiansheng，et al. Application of Canny Algorithm Based on Adaptive Threshold in MR Image Edge Detection[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)，2021，51(2)：712.

[6] 李成严，赵帅，车子轩. 基于特征增强与 Anchor-object 匹配的目标检测算法[J]. 哈尔滨理工大学学报，2022，27(3)：73.
LI Chengyan，ZHAO Shuai，CHE Zixuan. Object Detection Algorithm Based on Feature Enhancement and Anchor-object Matching[J]. Journal of Harbin University

of Science and Technology, 2022, 27(3): 73.

[7] 李浩霖, 贺云波. LED 芯片电极定位算法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(11): 38.
LI Haolin, HE Yunbo. Research on Electrode Positioning Algorithm of LED Chip[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(11): 38.

[8] 张宇廷, 王宗彦, 王曦, 等. 改进 K-means 聚类算法的自适应 Canny 算子工件边缘检测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(5): 1.
ZHANG Yuting, WANG Zongyan, WANG Xi, et al. Edge Detection of Workpiece Based on Improved K-means Clustering Algorithm and Adaptive Canny Algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022(5): 1.

[9] LU R, ZHOU M, MING A, et al. Context-constrained Accurate Contour Extraction for Occlusion Edge Detection [C]//2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), 2019: 1522.

[10] XIE S, TU Z. Holistically-nested Edge Detection[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1395.

[11] PU M, HUANG Y, LIU Y, et al. EDTER: Edge Detection with Transformer [C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022: 1392.

[12] PANG X, LIN C, LI F, et al. Bio-inspired XYW Parallel Pathway Edge Detection Network [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121649.

[13] LUO Z, LIN C, LI F, et al. BLEDNet: Bio-inspired Lightweight Neural Network for Edge Detection [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 124: 106530.

[14] YE Y F, XU K, HUANG Y H, et al. DiffusionEdge: Diffusion Probabilistic Model for Crisp Edge Detection [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024: 6675.

[15] DONG W Z, ZENG L L, JI S L, et al. Gaussian Error Loss Function for Image Smoothing[J]. Image and Vision Computing, 2024, 152: 105300.

[16] CHEN X Y, LIU C H, XIE D H, et al. Image Thresholding Segmentation Method Based on Adaptive Granulation and Reciprocal Rough Entropy [J]. Information Sciences, 2025, 695: 121737.

[17] 范剑英, 刘力源, 赵首博. 电机铜排表面毛刺缺陷检测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 14.
FAN Jianying, LIU Liyuan, ZHAO Shoubo. Research on Detection Technology of Burr Defects in Motor Copper [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (3): 14.

[18] ZHANG J Q, DUAN H B, CHEN J L, et al. HoughLaneNet: Lane Detection with Deep Hough Transform and Dynamic Convolution [J]. Computers & Graphics, 2023, 116: 82.

[19] CAO Y H, YANG H Q, CHEN X Y, et al. A Pitch Angle Fault Tolerant Estimation Method of Infrared Focal Plane Array Based on Indeterminate Value Segmentation-Improved Hough Transform [J]. Measurement, 2025, 253: 117715.

[20] YUAN H, XU X, LIU S Y, et al. Battery Case Dimension Measurement Based on Improved Canny[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 114: 115717.

[21] ZHANG X, LIN C, LI F Z, et al. LVP-net: A Deep Network of Learning Visual Pathway for Edge Detection [J]. Image and Vision Computing, 2024, 147: 105078.

[22] 包启龙, 景会成, 张靖轩, 等. 一种改进 Canny 算子的图像边缘检测方法[J]. 现代电子技术, 2024, 47 (23): 36.
BAO Qilong, JING Huicheng, ZHANG Jingxuan, et al. Image Edge Detection Method Based on Improved Canny Operator[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47 (23): 36.

[23] QURESHI A M, AL M N, ALONAZI M, et al. Road Traffic Monitoring from Aerial Images Using Template Matching and Invariant Features [J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 78(3): 3683.

(编辑:温泽宇)