

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519532

动态场景下的工件尺寸测量*

王佳希^{1,2,3} 韩 燮^{1,2,3}

(1. 中北大学计算机科学与技术学院 太原 030051; 2. 机器视觉与虚拟现实山西省重点实验室 太原 030051;
3. 山西省视觉信息处理及智能机器人工程研究中心 太原 030051)

摘要: 本文针对智能制造中动态环境下工件尺寸测量面临的透视畸变、厚度角点偏移以及多工件持续追踪等挑战,提出了一套高精度视觉测量方法。在预处理阶段,通过相机标定和透视矫正,将采集图像转换为近似正射投影视图。为了得到精确的边缘图像,本文提出一种基于多尺度边缘融合的边缘检测算法,通过对采集图像在不同尺度上进行引导滤波处理后再应用动态 Canny 边缘检测得到完整的工件轮廓。针对工件厚度引起的角点偏移,本文提出了基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法,通过融合亚像素角点与拟合角点实现精确角点定位。此外,本文设计了对象追踪算法对工件质心进行匹配识别,实现了多工件在连续帧中的尺寸自动识别与测量。实验结果显示本方法能对多个任意位姿的工件进行尺寸测量,尺寸测量均值误差为 0.599 mm,标准差为 0.172 mm,满足工业生产中的测量需求。

关键词: 机器视觉;尺寸测量;边缘检测

中图分类号: TP391.41;TN948.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6030

Workpiece size measurement in dynamic scenes

Wang Jiayi^{1,2,3} Han Xie^{1,2,3}

(1. School of Computer Science and Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Key Laboratory of Machine Vision & Virtual Reality, Taiyuan 030051, China;

3. Shanxi Vision Information Processing and Intelligent Robot Engineering Research Center, Taiyuan 030051, China)

Abstract: This paper proposes a set of high-precision visual measurement methods to address the challenges of perspective distortion, thickness corner offset, and continuous tracking of multiple workpieces in the dynamic environment of intelligent manufacturing. In the preprocessing stage, the collected images are converted into approximately orthographic projection views through camera calibration and perspective correction. To obtain accurate edge images, this paper proposes an edge detection algorithm based on multi-scale edge fusion. By applying guided filtering to the collected images at different scales and then using dynamic Canny edge detection, the complete contour of the workpiece is obtained. To address the corner offset caused by the thickness of the workpiece, this paper proposes a high-precision corner extraction algorithm based on thickness interference elimination. By fusing sub-pixel corners and fitted corners, precise corner positioning is achieved. In addition, an object tracking algorithm is designed to match and identify the centroids of the workpieces, enabling automatic size recognition and measurement of multiple workpieces in consecutive frames. Experimental results show that this method can measure the sizes of multiple workpieces in arbitrary poses, with a mean error of 0.599 mm and a standard deviation of 0.172 mm, meeting the measurement requirements in industrial production.

Keywords: machine vision; dimensional measurement; edge detection

0 引言

在工业生产中,钢板切割后的工件种类繁多、尺寸不一,准确获取其几何尺寸是实现智能制造与自动分拣的关

键环节。传统的测量方法诸如游标卡尺、千分尺等,手动操作依赖性强、效率低、重复性差,难以满足真实生产场景下的检测需求。随着机器视觉技术的发展,基于图像处理的非接触式尺寸测量方法逐渐成为主流^[1]。

收稿日期:2025-08-04

* 基金项目:国家自然科学基金(62272426)、山西省自然科学基金(202303021212372)项目资助

在静态环境下,对工件的尺寸测量方法较多,测量精度也很高。Miao 等^[2]提出了一种测量齿轮渐开线轮廓的方法,通过对齿轮端面上的渐开线轮廓进行几何拟合得到基圆半径等参数。Li 等^[3]通过最小二乘拟合和最小包容原理求解同轴度误差,设计了一种线结构光视觉的阶梯轴同轴度测量系统,该系统的测量精度为 25 μm 。Jiang 等^[4]通过相机标定和单应性矩阵将像素坐标精确映射到世界坐标,结合改进的部分面积效应,实现亚像素边缘检测,外径误差小于 0.05 mm。焦博等^[5]通过使用改进的 Zernike 矩亚像素边缘检测算法获取法兰盘边缘的亚像素级别坐标,同时使用最小二乘拟合算法得到法兰盘外圆直径与内孔直径尺寸。刘利平等^[6]实现圆孔中心像素级粗定位后,使用改进 Zernike 矩算法获取亚像素边缘点,并利用最小二乘法实现圆心和半径的高精度测量。曹震等^[7]提出一种基于改进梯度加权的高精度聚焦方法,有效提升了图像清晰度,测量相对误差控制在 0.002 4% 以内。针对传统的像素级边缘轮廓提取算法精度不高的问题,赵延^[8]提出了工件目标轮廓亚像素细化及高精度定位算法,测量精度和效率都满足工件高精度尺寸测量的要求。郑泽瀚^[9]首先使用 Zernike 矩计算亚像素坐标,再结合霍夫变换与二次拟合,提高了圆和直线的检测精度,重复性误差在 20 μm 内。李鑫鑫^[10]改进了 Zernike 矩的阶跃模型,提出了一种新的最佳阶跃阈值判断方法,实现了汽车纵梁装配孔图像边缘像素点拟合。刘时言等^[11]应用基于改进的 Sobel 梯度模板的 Canny 算法来提取边缘信息,涡轮尺寸测量精度可达 ± 0.003 mm。同年,汪志成等^[12]提出基于拟合法改进的霍夫直线定位方法和基于乘同余法改进霍夫变换圆形检测方法,并通过对相邻子图像起始像素累加,实现大尺寸图像螺纹圆孔尺寸全局检测。巢渊等^[13]提出一种基于改进加速稳健算法的图像拼接的测量方法,通过光照优化、图像拼接和亚像素边缘检测实现大尺寸圆形零部件的高精度测量,相对误差在 0.044% 以内。蔡舒等^[14]通过 Halcon 软件校准,并结合改进的 Canny 和 Zernike 矩算法精确定位套筒内外圆,最后用最小二乘法求解内、外径,测量精度小于 0.02 mm。相对而言,动态场景下的视觉测量则针对动态测量时出现的问题进行设计与解决。针对动态场景下同时出现圆孔内外圆的问题,陈旭昂等^[15]对 Canny 边缘检测后得到的轮廓使用记忆化搜索删除无关边缘,之后利用梯度法定位外圆,再经极坐标搜索与迭代拟合测量内圆,实现对钢轨圆孔的动态测量。秦天为^[16]对钢筋丝头使用改进的 YOLOv4-tiny 算法进行实时目标检测,并使用基于 Actor-Critic 强化学习自适应 PID 的控制方法跟踪拍摄。Hui 等^[17]使用 YOLO-LFVM 模型集成轻量化模块,实现了基于无人机的实时渔船跟踪及尺寸测量,总长度和宽度的平均相对误差分别为 2.67% 和 3.28%。

在智能制造领域,动态环境下对工件尺寸进行精确测量至关重要,它能够及时发现并纠正生产过程中的尺寸偏

差,显著减少废品率和返工,确保产品质量,也能为后期自动化分拣提供精准有效的解决方案。相较于基于深度学习的尺寸测量方法,传统的图像处理技术时间成本和硬件要求更低,不需要大量的工件标注,更适用于工业的实际应用。因此,针对动态场景下出现的透视畸变问题、工件厚度带来的角点偏移问题和多工件持续追踪问题,本文在预处理阶段对图像进行透视矫正后,采用基于多尺度边缘融合的边缘检测算法得到精确边缘图,设计了基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法在边缘图上提取工件的精确角点,最后结合对象追踪实现多工件多帧连续测量。

1 工件尺寸测量方法

1.1 设计思路

在预处理阶段,对相机进行标定并使用透视变换矫正每帧图像。在经过灰度化和伽马校正的图像上使用不同尺度的引导滤波处理后再应用动态 Canny 边缘检测得到精确的边缘图。执行形态学膨胀和闭运算修复后应用细化提取轮廓骨架。针对厚度的双边带来的角点偏移问题,使用基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法得到精确的角点。通过追踪工件的质心并与正在追踪的工件进行匹配来识别是否为同一个工件。对单帧图像中的每个工件,通过标定获得的比例因子将相邻角点间的像素距离转换为工件对应边的实际长度。结合多帧数据,利用中位数绝对偏差法识别并剔除离群点,计算有效测量数据的平均值,作为工件该边的最终尺寸。

1.2 图像矫正与角点透视变换

为了提高后期测量的精度,首先对相机进行标定并对采集的视频进行矫正。本文通过使用 MATLAB 中的相机标定工具箱 Camera Calibrator 对导入的 15 张不同姿态下的棋盘格图像进行自动获取信息,并完成角点检测和自动标定。平均的重投影误差为 0.15 pixels,相机标定效果较为理想,相机参数标定结果如表 1 所示。

表 1 相机参数标定结果

Table 1 Camera parameter calibration results

参数类型	性能参数	
径向畸变	$k_1 = -0.060 5$	$k_2 = 0.143 8$
切向畸变	$p_1 = 0$	$p_2 = 0$
内参矩阵	$f_x = 2.376 4 \times 10^3$	$I_x = 1.239 1 \times 10^3$
	$f_y = 2.378 9 \times 10^3$	$I_y = 1.015 9 \times 10^3$

在动态场景下,工件以任意姿态、任意位置放置,由于相机拍摄距离和倾斜角度不同,导致工件存在几何畸变,如近大远小、矩阵看起来为梯形等,从而无法通过像素-毫米转换进行准确的尺寸测量,因此需要透视变换进行几何矫正。

已知传送带为长宽可精确测量的矩形,设传送带在成

像面 P 的投影图像 4 个角点为 $(x_i, y_i), i = 1, 2, 3, 4$, 为了校正该图像, 约定未畸变的理想矩形在 P' 面上, 其 4 个角点为 $(x'_i, y'_i), i = 1, 2, 3, 4$. 如图 1 所示, 设其长和宽分别为 W_p, H_p , 可与传送带实际尺寸进行等比例变换。

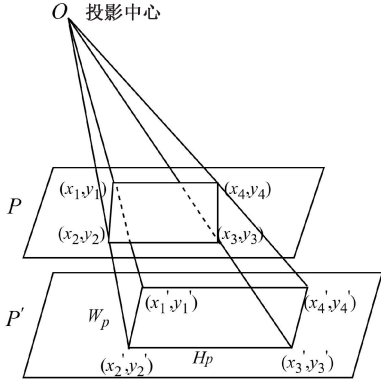


图 1 透视变换示意图

Fig. 1 Schematic diagram of perspective transformation

原图像中点的齐次坐标表示为 $(x, y, 1)^T$, 通过变换矩阵 H 变换到投影平面上的点 $(x', y', w')^T$ 的计算公式如式(1)所示。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}}_H \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

展开上述矩阵乘法可得:

$$x' = h_{11}x + h_{12}y + h_{13} \quad (2)$$

$$y' = h_{21}x + h_{22}y + h_{23} \quad (3)$$

$$w' = h_{31}x + h_{32}y + h_{33} \quad (4)$$

设源点的坐标为 (x_i, y_i) , 目标点的坐标为 (x'_i, y'_i) , $i = 1, 2, 3, 4$. 为了得到归一化的笛卡尔坐标, 需要将 x' 和 y' 分别除以 w' . 即为:

$$x' = \frac{h_{11}x + h_{12}y + h_{13}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}} \quad (5)$$

$$y' = \frac{h_{21}x + h_{22}y + h_{23}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}} \quad (6)$$

通过建立每对点的两个方程(共 8 个), 并求这 8 个方程的解得到矩阵 H . 将每一帧经过相机矫正的图像顶点坐标乘以变换矩阵 H , 得到透视变换后的图像。

1.3 基于多尺度边缘融合的边缘检测算法

基于多尺度边缘融合的边缘检测算法的核心思想是通过采集图像在不同尺度上进行引导滤波处理后再应用动态 Canny 边缘检测, 以增强对各种强度边缘的鲁棒性和完整性。

首先将相机采集到的彩色图像转换为灰度图像。为了增强图像的对比度和细节, 应用了伽马校正增强暗部细节。由于图像中的信息具有层级结构, 传统的滤波操作只能作用于单一尺度, 会忽略某些特征。为了兼顾整体结构与局

部细节, 对以上处理后的图像分别应用 $r \in \{2, 4, 6\}$ 的引导滤波器进行独立处理。较小半径($r = 2$)主要保留细微纹理与局部细节, 适用于高频信息丰富的区域; 中等半径($r = 4$)兼顾边缘保持与噪声抑制; 较大半径($r = 6$)则更适合平滑大范围结构, 减弱光照变化对整体亮度的影响。通过多尺度半径的并行应用, 可在固定参数条件下在全局平滑性与局部保真度之间取得平衡。

引导滤波器模型的核心思想是在小区域内, 图像可以被线性建模。具体步骤为:

1) 局部线性模型

在以像素 k 为中心、半径为 r 的窗口 ω_k 中, 输出图像 q 是引导图像 I 的一个局部线性变换:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k \quad (7)$$

其中, I_i 和 q_i 分别是引导图像和输出图像在像素 i 处的值。 a_k 和 b_k 是在窗口 ω_k 中恒定的线性系数。

2) 成本函数定义

通过最小化以下成本函数找到最优的系数 a_k 和 b_k 。

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (8)$$

其中, $(a_k I_i + b_k - p_i)^2$ 为数据项, 用来最小化输出图像 q 与输入图像 p 之间的差异。第 2 项 ϵa_k^2 为正则项, ϵ 为正则化参数, 它的作用是防止 a_k 过大, 从而避免在平坦区域过度锐化。

3) 求解最优系数

为了找到使成本函数最小化的 a_k 和 b_k , 分别对 a_k 和 b_k 求偏导, 并令其等于零, 解得:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (9)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (10)$$

其中, μ_k 是窗口 ω_k 中引导图像 I 的均值, \bar{p}_k 是窗口 ω_k 中输入图像 p 的均值, σ_k^2 为窗口 ω_k 中引导图像 I 的方差。

4) 计算输出像素值

由于每个像素 i 可能属于多个窗口 ω_k , 最终输出结果 q_i 是对所有覆盖像素 i 的窗口中计算出的 $a_k I_i + b_k$ 的平均, 最终的输出像素值即为:

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) \quad (11)$$

之后对每一个尺度的平滑图像计算动态阈值 Canny 边缘检测, 捕捉不同尺度下的边缘信息。Canny 算法通过计算图像梯度、非极大值抑制和双阈值滞后连接, 生成清晰的边缘图。为提升算法在不同光照与对比度条件下的鲁棒性, 阈值采用动态自适应策略: 根据图像的均值 μ 和标准差 σ , 分别计算高阈值 T_H 与低阈值 T_L , 其中 k_1 和 k_2 为经验系数。

$$T_H = \mu + k_1 \sigma \quad (12)$$

$$T_L = \mu + k_2 \sigma \quad (13)$$

接着使用按位或策略将各尺度的边缘图合并,确保在任意尺度上被检测出的边缘都不会遗漏。之后使用形态学膨胀和闭运算以修复边缘的断裂,并应用 Guo-Hal 算法进行细化处理,提取出细线结构的骨架。边缘检测图如图 2 所示。

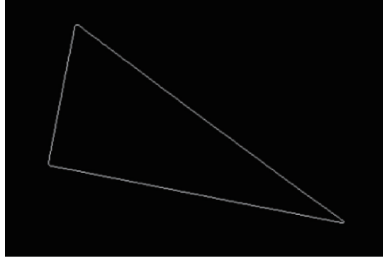


图 2 边缘检测图
Fig. 2 Edge detection map

1.4 基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法

在实际应用中,由于工件本身具有厚度,且相机拍摄的是其在三维空间中的投影,这会导致工件的上表面边和下表面边在图像中可能同时存在。尤其当工件边缘与相机光轴不完全垂直时,这两条边会在图像中形成两条平行且非常接近的边缘,如图 3 所示。如果无法正确选择真实的边缘角点,将会带入一定的测量误差。

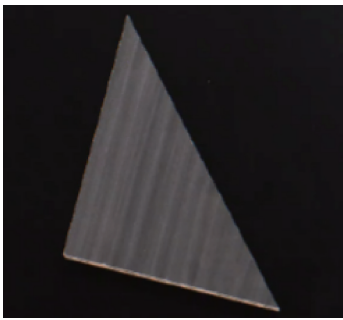


图 3 双边工件图
Fig. 3 Two-sided workpiece graph

为了得到更精确的角点,本文设计了基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法。具体步骤为:

1) 轮廓提取与初步筛选:在细化边缘图上查找图像中提取到的所有对象轮廓。为排除传送带背景的小面积轮廓的影响,本文通过统计多幅样本图像中有效工件轮廓面积的分布范围,取其均值的 5% 作为面积阈值下限。当轮廓面积小于该阈值时,认为其属于背景噪声予以剔除。阈值过低会导致部分噪声无法滤除,阈值过高则可能将有效的小尺寸工件误判为噪声,导致漏检。对于通过面积筛选的轮廓,计算其质心。为了避免对同一个工件进行重复检测,算法会维护一个已处理工件的质心列表,如果当前轮廓的质心与列表中任何一个已记录质心的距离小于距离阈值,则认为该工件已被处理过,跳过该轮廓;否则将当前质心添加到列表中。质心距离阈值根据像素与实际尺度比例确

定,若阈值过大则可能将两个紧邻的不同工件错误地合并为一个,影响检测的独立性;阈值过小时微小的检测抖动就可能导致单一工件被重复识别。

2) 多边形逼近与亚像素角点细化:使用 Douglas-Peucker 算法移除轮廓上不重要的点来简化轮廓,最终得到能近似表示原始轮廓的多边形。为了提高角点定位的精确度,算法通过迭代优化,将逼近得到的像素级别的多边形顶点精确到亚像素级别,为后续的几何分析提供更准确的基础。

3) 边缘采样与分析:对于多边形逼近得到的每条边,算法在原始轮廓上该边对应的轮廓段上进行均匀采样。计算采样点周围的像素中非零像素(即边缘像素)所占的比例,如果该比例超过局部边缘密度阈值,则认为该点位于一个高密度边缘区域。该阈值与细化后边缘的形态相关,阈值较低则会引入噪声点,阈值较高则会放弃一些真实边缘的点,影响后期优化判断。如果高密度点的比例超过优化流程触发阈值,则会判断该轮廓段需要进一步优化。此时,算法会首先对所有采样点拟合一条中心线,然后根据采样点与这条中心线的相对位置,将采样点分成两组。通过计算两组点到物体质心的平均距离,选择距离质心更近的那一组点作为内侧边缘的点集,用于后续的直线拟合。优化流程触发阈值为经验阈值,阈值过高则降低了精细优化的次数,阈值过低则会进行无效分组,增加时间成本。

4) 直线拟合与拟合角点计算:使用随机样本一致性(random sample consensus, RANSAC)算法对最终选定的点集进行直线拟合,该算法能够有效排除异常点的影响,从而得到更鲁棒的直线参数。同时,在拟合过程中算法还会计算有多少采样点落在了拟合直线的阈值范围内,即为内点。拟合直线的阈值基于图像分辨率和噪声水平,阈值过低则会导致内点过少,阈值过高则引入较多噪点,二者均会影响后期衡量直线拟合置信度。对于每两个相邻的拟合出直线的边缘,计算它们的精确交点。由于工件的边角存在一定程度上的磨损,为了确保计算出的交点与原始轮廓紧密相关,每个交点都会被投影到其在原始轮廓上最近的点。双边情况下拟合直线情况如图 4 所示。

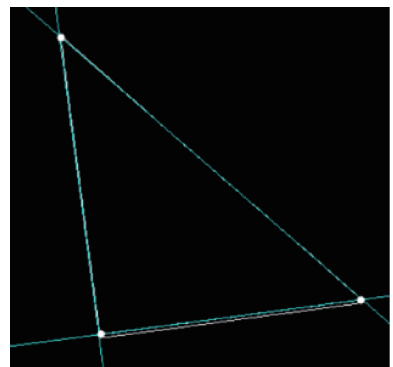


图 4 双边拟合直线图
Fig. 4 Bilateral fitting line graph

5) 角点融合:对于每个角点,比较其亚像素细化点和直线交点投影点。如果该角点两侧的两条拟合直线都具有较高的置信度且直线交点投影点与亚像素角点之间的距离在误差阈值之内,则认为直线交点更可靠,选择直线交点投影点作为最终的精细化角点。否则,如果置信度不足或距离差异较大,则保留亚像素细化的角点。该误差距离阈值根据被测工件物理特性制定,阈值过低则回退为亚像素角点算法,阈值过高则在可能存在的复杂场景下提高了测量误差。这种融合策略结合了局部和全局的信息,提高了角点定位的准确性和鲁棒性。

1.5 对象追踪

传送带场景的另一个核心挑战是动态性和多目标性。当多个工件同时处于检测范围内且它们都在持续运动时,需要从图像中同时识别出所有存在的工件,并且持续追踪每个工件。因此,本文设计了对象追踪算法,通过多帧追踪工件的质心并与正在追踪的工件进行匹配来识别是否为同一个工件。算法步骤为:

1) 初始化。创建一个空的全局追踪列表,用于存储所有正在被追踪的工件信息。每个追踪对象记录包括一个唯一的ID、最后一次检测到的质心坐标、收集到的所有形状信息和边长测量数据列表、失踪帧数计数器(初始为0)、活跃状态。

2) 逐帧处理匹配。对于视频流中的每一帧,首先检测所有工件轮廓并计算出它们的质心坐标集合 C_{new} 。将 C_{new} 中的每个新质心与全局追踪列表中所有活跃状态为真的追踪对象进行匹配。如果一个新质心与某个追踪对象的最后一次检测到的质心之间的欧氏距离小于预设的匹配阈值(根据传送带速度选取的经验阈值),且该追踪对象在本帧尚未被匹配,则认为它们是同一工件。

3) 更新追踪列表。

(1) 处理成功匹配的对象。将该追踪对象的最后一次检测到的质心坐标更新为当前帧匹配到的质心坐标,并把当前帧的形状和边长信息添加到列表中,同时将失踪帧数计数器重置为0。

(2) 处理新出现的工件。对于 C_{new} 中未能与任何追踪对象匹配的质心,认为这是一个新进入视野的工件,为其分配新的ID,初始化其所有字段,加入全局追踪列表。

(3) 处理失踪的工件。对于在当前帧未被匹配到的活跃追踪对象,将其失踪帧数计数器加1。若该计数器超过预设的失踪帧数阈值,则将该对象的活跃状态设置为假。

4) 结束检测。当视频流读取完毕,不再有新的帧数据输入时,对全局追踪列表中所有活跃状态为真的追踪对象进行处理。

该追踪机制能够在视频序列中关联同一工件的多帧测量数据,是后续进行统计分析和获取稳定尺寸的基础。本文所采用的基于质心距离的目标追踪算法虽然具有结构简单、实时性高等优点,但仍存在一定局限性。当工件边界提

取不完整或噪声干扰较大时,质心位置可能出现偏移,从而影响匹配精度。此外,该方法仅依赖几何信息,对外观特征或运动趋势的利用不足。未来的改进时可引入形状描述符、边界特征或基于预测模型的时序关联机制,以提高算法在更复杂场景下的稳健性与泛化能力。

1.6 边长测量及计算

在单帧情况下,计算多边形的边长即为计算该边的两个角点在经过透视变换校正后的图像中的欧氏距离。其像素距离代表了该边在二维图像中的长度,将计算出的像素距离乘以一个预先通过标定获得的比例因子就获得了工件在该帧图像中对应边在现实世界中的实际长度测量值。单帧尺寸测量情况如图5所示。

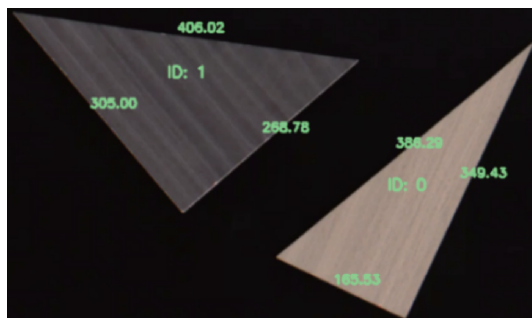


图5 单帧尺寸测量图

Fig. 5 Single-frame dimension measurement graph

为了获得更准确的尺寸,需要对同一个工件的同一条边在多帧中的测量数据进行分析。在统计过程中,采用基于中位数绝对偏差的方法来识别并剔除离群点。首先计算数据的中位数,随后测量每个点与中位数的绝对偏差。通过将每个数据点的偏差除以所有绝对偏差的中位数来判断该点是否为异常值。相比使用均值和标准差的方法,该方法对极端值不敏感,适用于非正态分布数据的异常检测场景。最后,对经过离群值过滤后的有效测量数据计算平均值,作为该工件对应边的最终尺寸测量结果。

这种结合多帧测量、离群值过滤和统计平均的方法,能够有效克服单帧测量的不稳定性,提供更稳健和准确的二维尺寸测量结果。

2 实验分析

2.1 实验环境与数据采集

测试相机选用了海康威视MV-CS050-60GC工业相机,其传感器类型为CMOS全局快门,像元尺寸为 $3.45\mu\text{m}\times 3.45\mu\text{m}$,分辨率为 2448×2048 。拍摄镜头选用海康威视MVL-MF0828M-8MP镜头,其焦距为8mm。

考虑到实地调研的应用场景,本实验选取了皮带尺寸为1.5m长,1m宽,颜色为灰色的传送带。具体实验场景如图6所示。

为了模拟实际应用场景,实验采集时将工业相机固定在距离传送带1.7m处的高处。在传送带以6m/min传



图 6 实验场景图

Fig. 6 Experiment scene image

输工件时,使用工业相机采集传输过程中工件的数据,在之后对其进行处理和测量。实验采集了 5 组数据,每组分别为两个三角形工件(工件 1 的尺寸为 166.00、350.50、387.80 mm,工件 2 的尺寸为 304.40、169.50、405.50 mm),采集每组数据时改变两个工件的相对位置。

2.2 基于多尺度边缘融合的边缘检测算法效果分析

为了验证本文提出的基于多尺度边缘融合的边缘检测算法的有效性,本文设计了对比实验,比较了本文方法与传统中值滤波方法在三角形工件上的测量精度。使用本文方法对工件的具体测量结果如表 2 所示。在保持其他步骤不变的情况下,仅采用中值滤波和动态 canny 检测算法对相同数据进行尺寸测量,测量结果如表 3 所示。

表 2 本文方法测量结果

Table 2 The measurement results of triangular workpieces by the method proposed in this paper mm

序号	边长 1	边长 2	边长 3	误差均值
1	165.63	350.88	387.01	0.51
	303.76	269.16	404.83	0.55
2	166.09	349.77	386.49	0.71
	304.16	269.03	405.17	0.35
3	166.68	350.93	387.77	0.38
	304.34	268.23	405.06	0.59
4	168.28	350.68	388.18	0.95
	303.41	268.88	405.80	0.64
5	166.80	350.49	386.78	0.61
	305.32	268.44	405.37	0.70

从尺寸测量精度上来看,本文方法的平均测量误差为 0.599 mm,是边长占比的 0.225%,使用中值滤波算法的平均测量误差为 1.047 mm,是边长占比的 0.348%,其误差显著高于本文方法。尤其在第 1、2 和 5 组测试样本中,中值滤波结果存在较大偏差,反映出其在边缘锐度不足或多

表 3 中值滤波算法测量结果

Table 3 Measurement results of the median filtering algorithm mm

序号	边长 1	边长 2	边长 3	误差均值
1	164.95	351.32	386.24	1.14
	302.98	268.71	404.22	1.16
2	164.97	347.93	385.50	1.97
	303.65	267.90	403.86	1.33
3	165.91	349.84	387.56	0.33
	304.39	268.39	405.59	0.40
4	166.23	350.06	388.64	0.50
	303.71	268.04	406.32	0.99
5	167.15	348.68	385.51	1.75
	304.52	267.44	405.02	0.89

重边缘干扰情况下的局限性。本文方法使用多尺度引导滤波,更有利于保留边缘细节信息,提升角点定位的准确性与稳定性。特别是在图像边缘复杂或局部模糊的情况下,本文方法表现出更强的鲁棒性。

2.3 基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法效果分析

为了验证本文提出的基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法的有效性,本文设计了对比实验,比较了本文方法与亚像素角点算法在三角形工件上的测量精度。在保持其他步骤不变的情况下,仅采用亚像素角点算法分别对相同数据进行尺寸测量,测量结果如表 4 所示。

表 4 亚像素角点算法测量结果

Table 4 Measurement results of the sub-pixel corner algorithm mm

序号	边长 1	边长 2	边长 3	误差均值
1	166.12	351.35	387.56	0.40
	304.70	269.86	405.86	0.34
2	166.37	350.16	387.76	0.25
	304.59	268.99	405.16	0.35
3	166.86	351.57	388.66	0.93
	304.64	267.74	405.85	0.78
4	168.35	351.52	388.16	1.24
	304.54	269.20	406.15	0.36
5	167.94	350.96	387.15	1.02
	305.70	269.18	405.79	0.64

因为结合了多帧测量以及去除离群值,且测量过程中只有部分时间出现双边现象,使得基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法的测量效果提升没有边缘检测算法的测量效果明显,但仍然有所提升。从尺寸测量精度上来看,只使用细化的亚像素角点的平均测量误差为 0.631 mm,是边长占比的 0.248%,本文方法略有提升。从鲁棒性与稳

定性来看,本文方法的标准差为 0.172 mm,只使用细化的亚像素角点在多组样本中误差偏大,其标准差为 0.345 mm,尤其第 4、5 组的工件 1 测量误差均超过 1 mm,表现出一定的不稳定性。由此可见,当存在厚度造成的双边情况时,仅依赖亚像素角点算法易受到干扰,导致精度下降。

2.4 算法耗时分析

为验证本文算法的实时性与稳定性,在纯 CPU 环境下对以上测量数据分别进行了 5 组独立测试,每组均测试 5 次并记录平均单帧处理耗时,实验结果如表 5 所示。

表 5 算法平均单帧处理耗时

Table 5 The average processing time per frame of the algorithm

序号	测试 1	测试 2	测试 3	测试 4	测试 5	均值
1	341.8	341.7	339.4	339.5	339.3	340.3
2	339.6	342.4	340.0	341.0	340.9	340.8
3	336.0	342.8	342.3	339.5	339.8	340.1
4	337.0	340.6	338.8	342.4	338.9	339.5
5	337.2	338.6	340.1	337.8	337.1	338.2

各组的平均耗时稳定在 338~341 ms,整体波动极小,极差仅 2.6 ms,标准差为 1.0 ms,表明算法具有优异的运行一致性与系统稳定性。对所有组别取整体平均,算法平均单帧耗时为 339.8 ms,对应处理帧率约 2.94 fps。考虑到原始视频帧率约为 22~23 fps,系统采用每 8 帧执行一次完整测量的策略,等效检测帧率约为 2.75~2.9 fps,与算法处理能力高度匹配,可在视频流不丢帧的条件下实现实时在线测量。

2.5 算法通用性分析

为验证本文算法在不同形状工件条件下的通用性与稳定性,进一步选取了典型的四边形与五边形工件进行补充测量实验。在与上述实验相同的环境下分别对四边形工件和五边形工件采集五次数据,每次改变工件在传送带上的位置,综合多种形状工件测量结果如表 6 所示。

表 6 多种形状工件测量结果

Table 6 Measurement results of workpieces of various shapes

工件形状	误差均值/mm	标准差/mm	相对误差/%
三角形工件	0.599	0.172	0.255
四边形工件	0.636	0.185	0.279
五边形工件	0.686	0.201	0.285

不同形状工件整体误差均值水平控制在 0.69 mm 以内,相对误差均低于 0.29%,说明本文算法在不同几何特征下均具有较高的测量精度。此外,标准差均小于 0.21 mm,反映出同一形状工件在多次检测中的重复性较高,算法结果稳定可靠。随着工件边数增加,误差呈轻微上升趋势,但

变化幅度极小,表明本文算法对不同形状工件具有较强的几何适应性及测量稳定性。

3 结 论

本文提出了基于多尺度边缘融合的边缘检测算法和基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法,通过结合透视矫正与对象追踪机制,实现了在动态场景下的高鲁棒性工件尺寸测量。

相较于传统单尺度的边缘检测方法,本文方法通过多尺度引导滤波融合增强了边缘连续性和抗噪性,实现更稳定的测量。针对厚度形成的双边带来的角点偏移问题,基于厚度干扰消除的高精度角点提取算法也带来了一定程度地改善。对象追踪的引入则增强了连续帧测量的一致性,适用于动态检测与多目标任务。然而,当前方法仍存在一定局限性,其对极端照明变化或边缘断裂严重的工况仍较敏感。

综上,本文提出的方法在动态场景下提升测量精度与鲁棒性方面具有明显优势,为视觉检测在工业复杂环境下的实用化应用提供了可行路径。未来研究可在多尺度参数自适应、实时性能优化等方向进一步探索,以实现更广泛的工业场景适应能力和更高的智能化水平。

参考文献

- [1] 唐寒冰,巢渊,刘文汇,等. 基于机器视觉的大尺寸零件测量方法研究综述[J]. 电子测量技术, 2021, 44(17): 33-40.
- [2] TANG H B, CHAO Y, LIU W H, et al. Review of measurement methods of large-size parts based on machine vision[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(17):33-40.
- [3] MIAO J W, TAN Q CH, LIU S Y, et al. Vision measuring method for the involute profile of a gear shaft[J]. Applied Optics, 2020, 59(13): 4183-4190.
- [4] LI CH F, XU X P, SUN H Q, et al. Coaxiality of stepped shaft measurement using the structured light vision[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 1-9.
- [5] JIANG B CH, DU X, WU L L, et al. Visual measurement of the bearing diameter based on the homography matrix and partial area effect [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2024, 238(6):2034-2043.
- [6] 焦博,刘国宁,赵孟轩,等. 基于机器视觉的亚像素精度法兰盘尺寸测量方法[J]. 现代制造工程, 2022(7): 121-126.
- [7] JIAO B, LIU G N, ZHAO M X, et al. Flange size measurement method based on machine vision with

- sub-pixel precision [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2022(7):121-126.
- [6] 刘利平, 孙建, 孙文悦. 改进 Zernike 矩的亚像素圆孔类零件测量方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(4): 69-77.
- LIU L P, SUN J, SUN W Y. Measurement method of subpixel circular hole parts based on improved Zernike moment [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(4):69-77.
- [7] 曹震, 巢渊, 徐魏, 等. 基于改进梯度加权的零件图像高精度聚焦方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(11):132-142.
- CAO ZH, CHAO Y, XU W, et al. High-precision focusing method for parts image based on improved gradient weighting[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11):132-142.
- [8] 赵延. 基于机器视觉的工件高精度尺寸测量方法研究[D]. 重庆:重庆理工大学, 2023.
- ZHAO Y. Images research on high-precision dimension measurement method of workpiece based on machine vision[D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2023.
- [9] 郑泽瀚. 基于机器视觉的工业零件测量与检测方法研究[D]. 桂林:桂林电子科技大学, 2024.
- ZHENG Z H. Research on measurement and inspection methods of industrial parts based on machine vision [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2024.
- [10] 李鑫鑫. 基于机器视觉的大尺寸厚板工件装配孔测量方法研究[D]. 长春:长春工业大学, 2024.
- LI X X. Research on assembly hole measurement method of large size thick plate workpiece based on machine vision [D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2024.
- [11] 刘时言, 侯永涛, 袁浩, 等. 基于机器视觉的涡轮尺寸测量技术研究[J]. 工具技术, 2024, 58(12):147-152.
- LIU SH Y, HOU Y T, YUAN H, et al. Technical research of turbine size measurement based on machine vision[J]. Tool Engineering, 2024, 58(12):147-152.
- [12] 汪志成, 赵杰, 黄南海, 等. 大尺寸工件螺孔的机器视觉测量方法研究 [J]. 计算机仿真, 2024, 41(5): 318-324.
- WANG ZH CH, ZHAO J, HUANG N H, et al. Study on machine vision measurement method for large-size workpiece screw hole [J]. Computer Simulation, 2024, 41(5):318-324.
- [13] 巢渊, 曹震, 杜帅帅, 等. 大尺寸圆形零部件尺寸高精度视觉测量方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(11): 138-150.
- CHAO Y, CAO ZH, DU SH SH, et al. High-precision visual measurement method for large-size circular parts [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 7(11):138-150.
- [14] 蔡舒, 吴超华, 罗威, 等. 基于机器视觉的套筒件尺寸测量研究[J]. 现代制造工程, 2025(4):123-131.
- CAI SH, WU CH H, LUO W, et al. Research on dimensional measurement of sleeve pieces based on machine vision[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2025(4):123-131.
- [15] 陈旭昂, 邓恒, 周建华, 等. 基于机器视觉的钢轨圆孔动态测量方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(21): 111-116.
- CHEN X ANG, DENG H, ZHOU J H, et al. Dynamic measurement method of rail round hole based on machine vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(21):111-116.
- [16] 秦天为. 基于视觉的钢筋丝头尺寸动态测量关键技术研究[D]. 南京:东南大学, 2023.
- QING T W. Vision-based key technology for measurement of rebar thread head size[D]. Nanjing: Southeast University, 2023.
- [17] HUI ZH F, LI P L, MIAO SH J, et al. YOLO-LFVM: A lightweight UAV-Based model for real-time fishing vessel tracking and dimension measurement[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2025, 13(9):1739.

作者简介

王佳希, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、机器视觉等。

E-mail:1393207825@qq.com

韩燮(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为机器视觉、人工智能等。

E-mail:hanxie@nuc.edu.cn