

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107102

融合边缘检测与深度网络的旋钮位姿测量方法^{*}

朱志玲¹ 周志峰¹ 赵勇² 王永泉³ 王立端³(1.上海工程技术大学机械与汽车工程学院 上海 201620; 2.山西中电科新能源技术有限公司 太原 030024;
3.上海司南卫星导航技术股份有限公司 上海 201801)

摘要:为实现微旋钮的智能调控,获取旋钮准确位姿为关键任务。基于此,提出了一种融合边缘检测与深度网络的旋钮位姿测量方法。首先,针对图像倾斜产生测量误差的问题,提出改进的Canny算法提取准确边缘,并结合透视变换对其矫正;其次,利用改进的YOLO-V4算法实现旋钮的精确分割;最后应用改进的Canny算法与双三次样条插值提取高精度旋钮凹槽亚像素轮廓,通过PCA算法拟合轮廓矩形并测量位姿。实验结果表明,所提改进Canny算法的边缘提取精度提高,有效减少了虚假边缘;改进的YOLO-V4旋钮检测算法相较于YOLO-V4平均检测精度提升了2.92%,达到99.49%;旋钮凹槽中心位置与偏转角度的测量精度分别达到1.5pixel和1.5°,可实现旋钮位姿的高精度测量。

关键词: 旋钮;Canny算法;YOLO-V4;位姿测量

中图分类号: TP399 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Measurement method of knob pose based on edge detection and deep network

Zhu Zhiling¹ Zhou Zhifeng¹ Zhao Yong² Wang Yongquan³ Wang Liduan³(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;
2. Shanxi New Energy Technology Co., Ltd., Taiyuan 030024, China; 3. Shanghai Compass Satellite Navigation Technology Co., Ltd., Shanghai 201801, China)

Abstract: In order to realize the intelligent control of the micro knob, the key task is to obtain the accurate position and pose of the knob. Based on this, a new method of knob pose measurement combining edge detection and deep network is proposed. Firstly, to solve the problem of measurement error caused by image tilt, an improved Canny algorithm was proposed to extract the accurate edge and correct it by combining perspective transform. Secondly, the improved YOLO-V4 algorithm is used to achieve the precise segmentation of the knob. Finally, the improved Canny algorithm and bicubic spline interpolation were used to extract the high-precision knob groove sub-pixel contour, and the PCA algorithm was used to fit the contour rectangle and measure the position and pose. Experimental results show that the proposed improved Canny algorithm improves the accuracy of edge extraction and effectively reduces false edges. Compared with the YOLO-V4 knob detection algorithm, the average detection accuracy of the improved YOLO-V4 knob detection algorithm is improved by 2.92%, reaching 99.49%. The measurement accuracy of the center position and deflection angle of the knob grooves reaches 1.5pixel and 1.5° respectively, which can realize the high-precision measurement of the knob position and pose.

Keywords: knob;Canny algorithm;YOLO-V4;pose measurement

0 引 言

旋钮式电位计广泛应用于航空航天、变电站、仪表仪器等领域,工业中主要依赖人工手动调节,存在效率低、精度

差、工作强度大等问题。为了适应工业4.0^[1]发展,提出由视觉引导机械臂自动调节旋钮来取代传统人工调节方式。旋钮自动调节主要包括位姿测量和机械臂运动控制两部分,获取旋钮的位姿信息是机械臂执行操作的首要前提。

收稿日期:2021-06-29

^{*} 基金项目:上海市科学技术委员会科研基金(17511106700)项目资助

为了获取旋钮精确位姿,需要对旋钮凹槽部位中心位置与偏转角度精确测量。

检测旋钮的位姿主要分为两个部分:旋钮检测和位姿计算。针对位姿计算通常基于点、线特征,一般可根据边缘提取^[2-3]与 Hough 变换^[4]获取特征点、线,利用点线特征获取坐标等信息^[5]。如陈金友等^[6]通过 Canny 获取图像边缘并进行轮廓拟合来检测圆孔位姿。但该方法没有考虑虚假边缘,易造成目标轮廓可能偏离真实边缘,影响测量精度。张喜民等^[7]提出了一种基于 SIFT 匹配与 Hough 变换的小尺寸零件精密测量方法,通过添加权重分配策略提高边缘的精确度,实现了较高精度的测量。然而该方法采用 SIFT 匹配矫正图像,方法繁琐、鲁棒性低且计算量大。闫河等^[8]提出一种自适应 Canny 算子的边缘检测算法提高元器件尺寸的测量精度。虽然该方法对断裂边缘具有较好的修复能力,但算法中的初始点依赖人工标记,不适用于工业环境。综上所述,边缘检测在视觉测量与定位方面取得了一定成果,但对微小零件及密集边缘的检测还存在局限性。

针对旋钮检测,传统的检测方法通常根据颜色、形状、纹理等特征定位目标位置^[9]。但传统检测方法主要依赖人工设计特定特征完成检测,在变化的工业环境中难以准确有效定位目标位置,所提特征通常不具一般性,泛化能力不足。近年来,基于深度学习的方法逐渐成为目标检测领域的中流砥柱。常用的主流算法有 RCNN^[10-12]系列、SSD^[13]、

YOLO^[14-16]系列等,这些算法性能优异,能够自主学习图像特征,在检测过程中不易受背景环境、特征变化等因素的影响,克服了传统检测方法的不足,因此,在目标检测领域得到了广泛应用。

为解决旋钮的位姿测量问题,本文提出一种融合边缘检测与深度网络的旋钮位姿测量方法。首先提取旋钮面板的精确边缘,利用直线检测和透视变换实现面板倾斜矫正;然后基于改进 YOLO-V4 精确分割旋钮;最后,利用亚像素边缘提取和 PCA 算法计算旋钮凹槽中心位置和角度。该方法实现了旋钮位姿的高精度测量,满足工程应用要求。

1 算法框架

为实现对微旋钮准确高效的调节控制,如何对旋钮面板进行精确的倾斜校正、准确定位到面板中的旋钮区域以及实现旋钮凹槽中心与角度的高精度测量是关键。针对这些技术难点,本文首先提出了基于改进的 Canny 边缘提取与 Hough 直线检测算法,提取旋钮面板关键点;然后利用提取的关键点计算透视变换矩阵,通过透视变换实现面板的倾斜校正;基于改进 YOLO-V4 的检测方法对校正后的面板区域图像进行旋钮定位,获取指定旋钮区域;最后对旋钮的凹槽轮廓进行提取,完成特征轮廓矩形拟合,从而计算出凹槽区域的中心位置与偏转角度。图 1 所示为本文旋钮位姿测量的框架图。

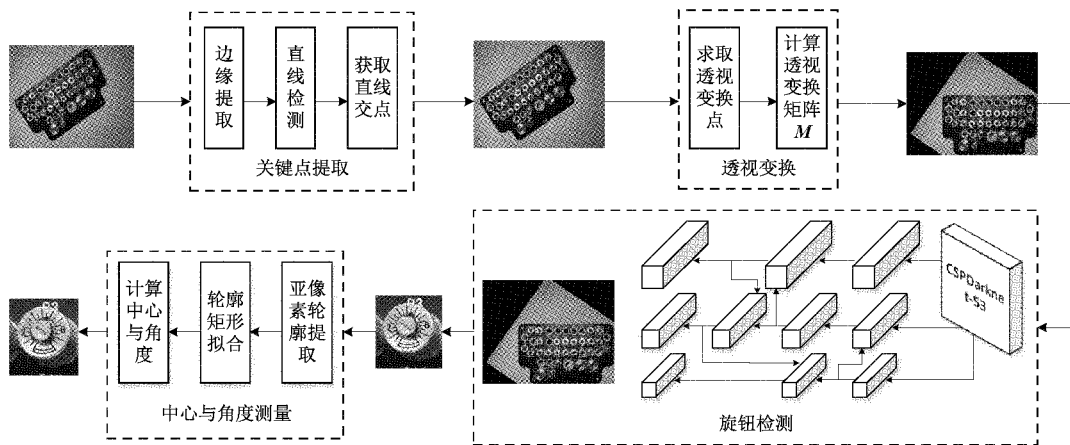


图 1 旋钮位姿测量框架图

1.1 基于改进 Canny 与 Hough 算法的关键点提取

旋钮面板的边缘提取与直线检测是获取面板关键点的重要步骤。针对该检测需求,本文通过分析并研究传统 Canny 算子及其改进算法来提高旋钮面板边缘的检测效果,采用 Hough 变换检测边缘直线,从而通过确定边缘直线的交点获取透视变换矫正所需关键点。

传统 Canny 算法检测流程如图 2 所示,该算法在对旋钮面板图像边缘提取过程中,会存在以下问题:1) 高斯滤波以空间距离确定其周围权重大小,导致降噪的同时在一定程度上模糊了边界,造成边缘粘合、加大高斯模糊半径

增强降噪力度可能使图像失真;2) 采用 2×2 的 Roberts 模板计算梯度幅度的方式对噪声敏感且仅能计算 x 和 y 方向的梯度,因此易检测到虚假边缘或丢失重要边缘;3) 采用双阈值筛选边缘,其中双阈值依赖人工设置,很难通过经验确定最优值。

基于以上所述问题对传统 Canny 算法进行改进,改进后算法流程如图 3 所示。

由于光照不均衡、成像传感器、图像传输产生的误差等因素的影响,采集的旋钮图像存在椒盐颗粒噪声、离散噪声等特点,影响边缘提取质量。中值滤波处理这种离散

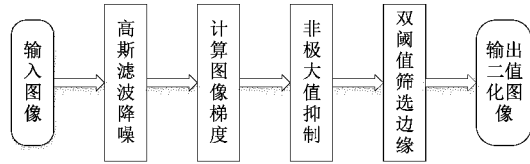


图 2 传统 Canny 算法流程图

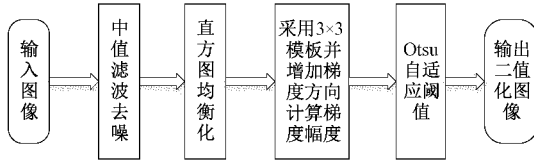


图 3 改进的 Canny 算法流程图

的点噪声效果明显,并且能够保持清晰的图像轮廓,因此首先采用 3×3 的模板对输入图像进行中值滤波去噪,减少椒盐噪声的影响。通常图像的灰度值近似均匀分布,则该图像具有较大的灰度动态范围,较高的对比度,同时图像的细节信息更丰富。因此本文在中值滤波去噪之后采用直方图均衡化增强图像对比度。然后为有效检测旋钮面板和旋钮边缘,提高边缘图像质量,本文引入 3×3 的 Sobel 算子,通过增加 45° 和 135° 方向的梯度计算图像的梯度幅度。4 个方向梯度算子的模板如下所示:

$$G_{0^\circ} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_{45^\circ} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$G_{90^\circ} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad G_{135^\circ} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix}$$

根据 4 个方向的梯度计算图像的梯度幅度,计算公式如下:

$$H(x,y) = G_{0^\circ}(x,y) + \frac{G_{135^\circ}(x,y) + G_{45^\circ}(x,y)}{2} \quad (1)$$

$$V(x,y) = G_{90^\circ}(x,y) + \frac{G_{135^\circ}(x,y) - G_{45^\circ}(x,y)}{2} \quad (2)$$

$$G(x,y) = \sqrt{H^2(x,y) + V^2(x,y)} \quad (3)$$

其中, $H(x,y)$ 为 x 方向梯度, $V(x,y)$ 为 y 方向梯度。

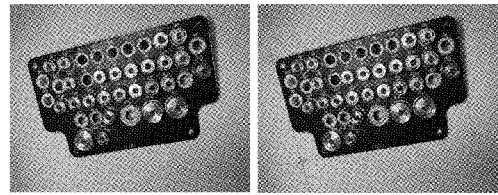
由于传统 Canny 算法中通过人工设置阈值筛选边缘,无法结合图像特征自适应确定。针对此问题,本文采用 Otsu 算法计算梯度最大类间方差确定分割低阈值,然后将高阈值设置为低阈值的 2 倍。

对改进 Canny 算法提取的面板边缘图像进行 Hough 直线检测,确定边缘的直线方程。直线的交点即为后续旋钮面板图像矫正所需的关键点。

旋钮面板边缘直线检测与关键点提取结果如图 4 所示。

1.2 基于透视变换的图像矫正

旋钮面板在采集过程中存在倾斜现象,会造成后续位



(a) 旋钮面板边缘直线检测结果 (b) 旋钮面板关键点提取结果

图 4 关键点提取

姿测量产生误差,因此,需要对面板图像进行倾斜矫正。本文采用透视变换对旋钮面板图像进行矫正,其示意图如图 5 所示。通过 1.1 节提取得到的旋钮面板关键点为 (p_1, p_2, p_3, p_4) , 利用 4 个关键点坐标确定图像中旋钮面板的宽 w (选取最长距离), 按照宽高比 $w/h = 1.67$ 计算得到图像中旋钮面板的高 h , 从而确定透视变换映射后对应的点为 (p'_1, p'_2, p'_3, p'_4) 。

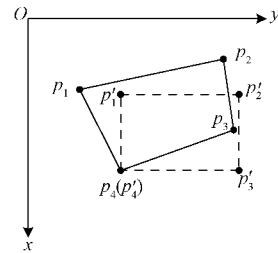
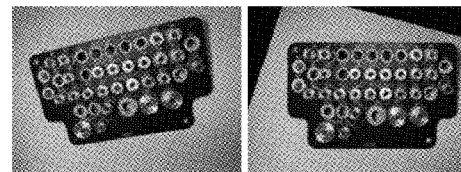


图 5 透视变换示意图

获得透视变换点的坐标后,可求得透视变换矩阵。设透视变换矩阵为 M , 原旋钮面板图像中点的坐标为 $[X, Y, 1]^T$, 经透视变换后得到的对应点的坐标为 $[X', Y', 1]^T$, 则透视变换关系式为:

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

将 4 对点坐标带入式(4)得到 8 个方程组, 联立方程组可求解出透视变换矩阵 M 。经过透视变换矫正前后的旋钮面板图像如图 6 所示。



(a) 矫正前 (b) 矫正后

图 6 透视变换矫正对比图

1.3 基于改进 YOLO-V4 的旋钮检测

针对传统检测方法需要人工设计特定特征来检测目标,难以有效分割旋钮。本文提出一种基于改进 YOLO-V4 的旋钮检测方法对旋钮准确高效分割,便于后续进行中心位置与角度测量。

YOLO-V4 主要分为特征提取网络 CSPDarkNet53、

特征融合层以及 YOLO 层 3 部分,其网络结构如图 7 所示。CSPDarkNet53 网络用于自主提取图像特征;特征融合层将深浅层的特征图进行融合,获得表达能力更强的融

合特征,最终得到 3 种尺度大小的特征图;YOLO 层负责对不同尺度的特征图进行类别与位置预测,从而得到待检测目标的类别与位置坐标。

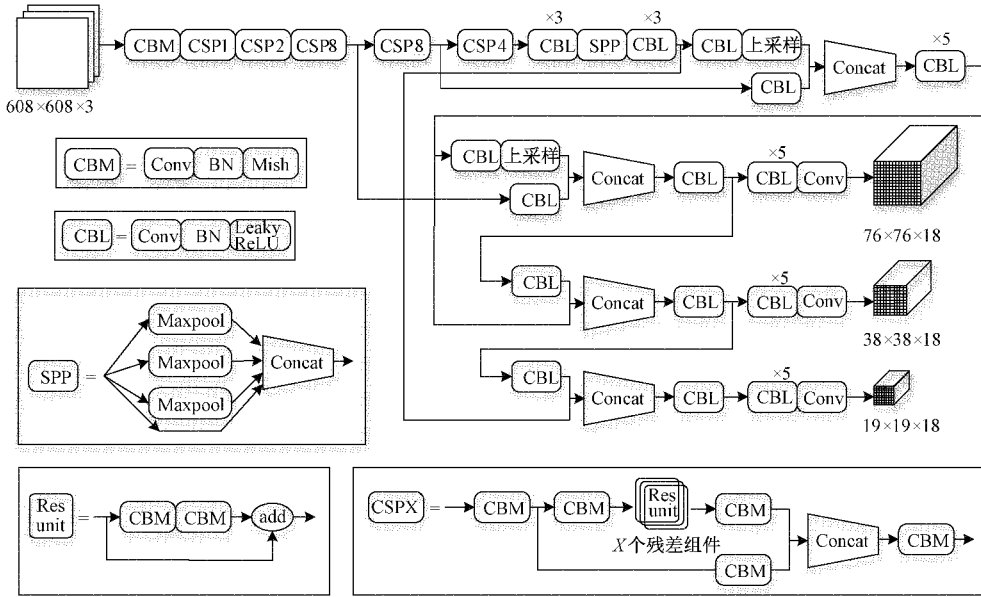


图 7 YOLO-V4 网络结构

特征提取网络的性能在一定程度上影响着算法模型的检测性能。YOLO-V4 中的 CSPDarkNet53 网络主要由若干普通卷积层和 ResNet^[17] 模块的堆叠构成。ResNet 模块的结构如图 8 所示,主要思想是将网络期望学习的映射转换为较简单的残差映射。假设输入为 x , 期望映射为 $H(x)$, 残差结构通过跳跃连接的方式将复杂的期望映射转化为残差映射: $F(x) = H(x) - x$, 当 $F(x) = 0$ 时, $H(x) = x$ 。

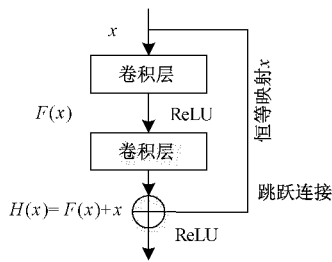


图 8 ResNet 模块结构

ResNet 模块主要作用是缓解网络加深带来的梯度消失问题,但其没有充分利用各层的特征信息,在特征提取方面没有明显优势,难以全面学习图像的特征。为了改善网络的性能,提高算法的检测精度,本文采用性能更优的 DenseNet^[18] 模块代替 ResNet 模块来改进网络的特征提取性能。DenseNet 模块的结构如图 9 所示,主要由卷积层 Conv、批标准化层 BN 和 ReLU 层组成。与 ResNet 模块不同,DenseNet 模块通过前后层的密集连接,将前面所有层的输出都向后传递作为后面层的输入,充分利用了每一

层的特征信息,在缓解梯度消失的同时减少了网络参数,也提高了特征的复用,从而达到增强模型特征学习能力的目的。

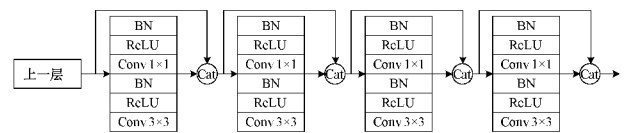


图 9 DenseNet 模块结构

本文中利用密集连接思想设计的 Denseblock 结构如图 10 所示。

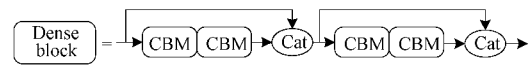


图 10 本文 Denseblock 结构

此外,本文利用 CSP 结构能够减少计算量的优点,设计了两种 CSP 模块,如图 11 所示,分别为 CSP1 和 CSP2,使用 CSP2 模块代替原网络中 $\times 5$ 的 CBL 模块,能够大大降低网络的运算量。

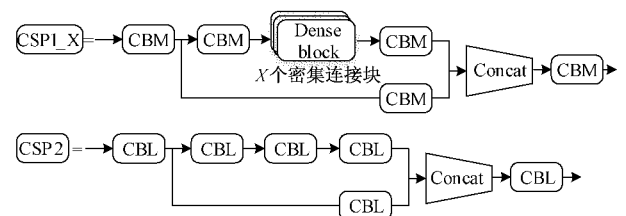


图 11 改进的 CSP 模块结构

1.4 旋钮凹槽中心与角度测量

经过 1.3 节中分割出指定旋钮区域,首先利用改进的 Canny 算法提取旋钮凹槽像素边缘,然后通过双三次样条插值获取亚像素旋钮轮廓,筛选出凹槽轮廓后采用 PCA 算法拟合最小外接矩形,计算出凹槽的中心位置 $C(c_x, c_y)$ 和角度 α 。本文求解旋钮凹槽中心与角度的步骤如下:

1) 通过获取的亚像素旋钮凹槽轮廓得到轮廓点的坐标集合 $P = \{P_1(x_1, y_1), \dots, P_n(x_n, y_n)\}$, 利用式(5)计算轮廓点坐标的均值 (\bar{x}, \bar{y}) 。

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \right) \quad (5)$$

2) 然后构建原始数据的协方差矩阵 Cov , 根据式(6)计算得到 Cov 矩阵的每个元素。

$$Cov = \begin{bmatrix} Cov(x, x) & Cov(x, y) \\ Cov(y, x) & Cov(y, y) \end{bmatrix}$$

$$\begin{cases} Cov(x, x) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1} \\ Cov(x, y) = Cov(y, x) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1} \\ Cov(y, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n - 1} \end{cases} \quad (6)$$

3) 求解协方差矩阵 Cov 的特征值及其特征向量,将特征值按照大到小排序,找到映射后的主方向和第二主方向,得到相应的特征值为 $(\lambda_1, \lambda_2)^T$, 特征向量为 $V = [\epsilon_1, \epsilon_2]^T$ 。

4) 将轮廓点映射到主方向与第二主方向坐标系中,此时轮廓点坐标转换为 $P' = \{P'_1(x'_1, y'_1), \dots, P'_n(x'_n, y'_n)\}$ 。

5) 找出映射后轮廓点坐标的最大值 (x_{max}, y_{max}) 与最小值 (x_{min}, y_{min}) , 则轮廓矩形的长 $w = x_{max} - x_{min}$, 宽 $h = y_{max} - y_{min}$; 映射后中心点 $C'(c'_x, c'_y)$ 的坐标为 $c'_x = (x_{max} + x_{min})/2, c'_y = (y_{max} + y_{min})/2$, 将其变换到原坐标中得到旋钮凹槽中心点 $C(c_x, c_y)$, 其中, $(c_x, c_y) = (c'_x, c'_y) * V + (x, y)$; 设水平 x 方向单位向量为 $E = (1, 0)$, 则凹槽轮廓矩形的偏转角度为 $\alpha = \cos(\epsilon_1, E)$ 。

如图 12 所示为旋钮凹槽中心与角度测量结果。

2 实验结果与分析

2.1 边缘检测对比实验

为验证经改进后的 Canny 边缘检测算法的可行性与有效性,采用本文方法在不同场景下采集的旋钮面板图像进行比对实验,运用传统的 Canny 算法与改进的 Canny 算法对旋钮面板图像进行边缘提取,实验结果如图 13 所示。

由实验结果可以看出,本文提出的改进 Canny 边缘检测算法相较于传统方法检测效果更佳,改进后方法检测到的边缘图像虚假、冗余边缘减少,能够有效抑制伪边缘,提

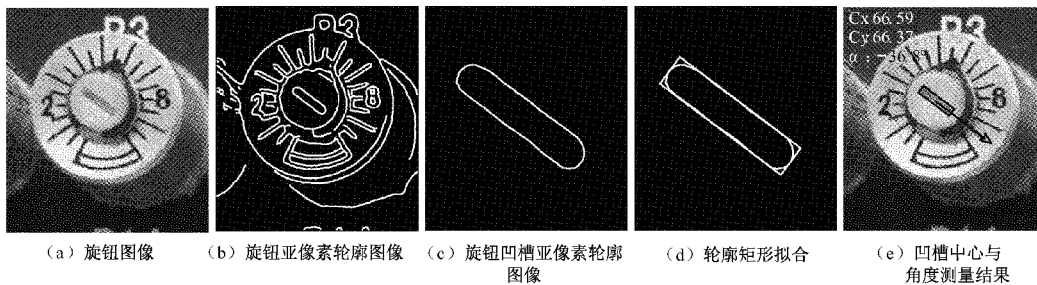
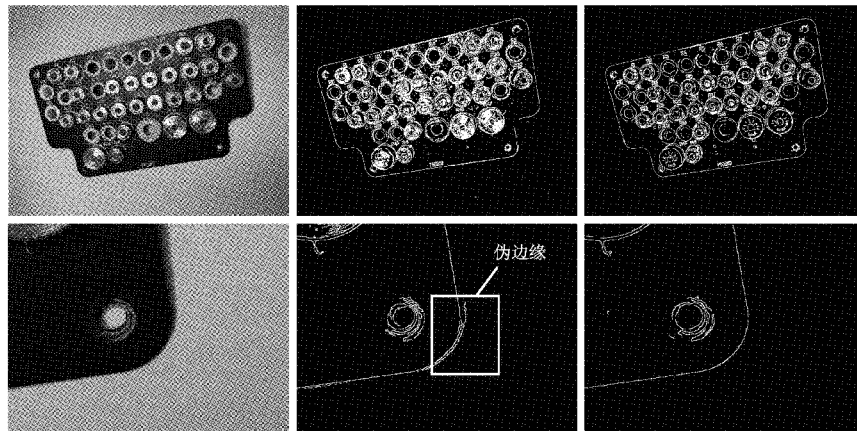


图 12 旋钮凹槽中心与角度测量



(a) 原图 (b) 传统Canny边缘检测 (c) 改进Canny边缘检测

图 13 传统算法与改进 Canny 算法的对比结果

取的边缘连续性较好,验证了改进方法的有效性,为后续处理创造了良好的条件。

2.2 旋钮检测对比实验

本文通过对比实验验证所提改进的 YOLO-V4 旋钮检测方法的检测效果。首先通过光学、几何变换将旋钮面板图像数据集增广为 1 000 张,训练集、验证集、测试集比例为 8 : 1 : 1。本实验在 Ubuntu 18.04 系统下进行,硬件配置包括 Intel Xeon W-2135CPU 和 GeForce RTX 2080Ti 10 G GPU,采用 Python 语言与 Pytorch 深度学习框架实现算法构建。

使用预训练模型初始化参数权重,加速算法模型的训练。训练过程中设置动量参数为 0.9,初始学习率为 0.001,权重衰减系数为 0.000 5,批标准化大小为 4,共训练 150 个 epoch。同时,训练过程中使用了随机擦除、Cutout 等方法对训练图像进行增强和扩充。

图 14 为训练过程中的平均损失值 avg_loss 和平均检测精度 mAP 随迭代次数 epoch 而变化的曲线。从图中可以看出,随着训练的不断进行,损失值逐渐下降,迭代次数达到 40 次后损失值波动较小,开始趋于稳定,mAP 基本达到最高值,网络收敛。

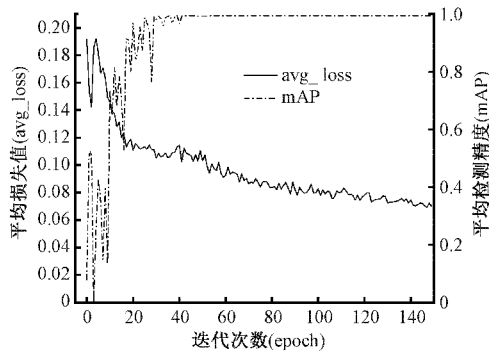


图 14 训练中的平均损失与检测精度曲线

为验证本文检测算法的有效性,本部分将 SSD、YOLO-V3、YOLO-V4 与本文改进 YOLO-V4 算法进行对比。采用精确率 P 、召回率 R 、平均检测精度 mAP 和检测速度 FPS 评估指标衡量算法的检测效果,其定义分别如下:

$$\begin{cases} P = \frac{TP}{TP + FP} \\ R = \frac{TP}{TP + FN} \\ AP = \int_0^1 PdR \\ mAP = \frac{\sum AP}{n} \end{cases} \quad (7)$$

其中, TP 为正确预测正例的样本数, FP 为将背景预测为目标的样本数, FN 为漏检目标的样本数, AP 为单个

类别的检测精度, n 表示类别数目,因本文仅检测旋钮一类,所以 AP 与 mAP 相同。

4 种算法在本文数据集上的测试结果如表 1 所示。由表可知,本文改进的 YOLO-V4 算法在检测性能上得到一定程度的提升,精确率达到 98.15%,与 YOLO-V4 相比提升了 2.92%,均比其他算法检测精确率高;召回率提高了 2.7%,没有漏检情况;平均检测精度达到 99.49%,整体性能优于其他算法。综上,本文所提的改进算法在检测精度与检测速度上实现了良好的效果。

表 1 不同检测算法的测试结果

网络模型	P/%	R/%	mAP/%	FPS/(帧/s)
SSD	88.63	91.74	89.45	53
YOLO-V3	91.82	93.17	92.05	49
YOLO-V4	95.23	97.30	96.57	57
本文方法	98.15	100	99.49	62

图 15 中为部分检测结果图。结果表明,本文的旋钮检测方法具有很好的检测效果,能够有效检测出旋钮所在位置。

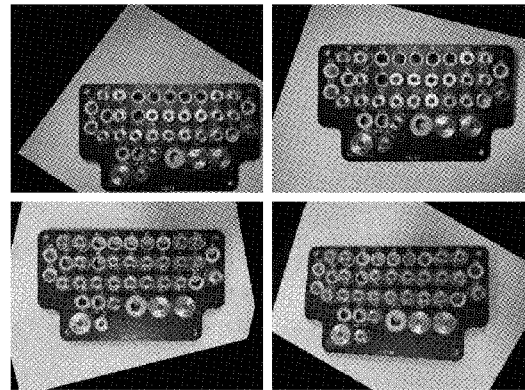


图 15 本文方法的检测结果实例

2.3 位姿测量结果分析

经过旋钮检测后可根据旋钮位置分割出对应旋钮,使用本文提出的方法对旋钮凹槽的中心点位置和偏转角度进行测量。为验证本文测量方法的有效性,通过机械臂运动控制系统人为获取旋钮凹槽的中心坐标与角度并转换到图像坐标下,与本文方法测量结果进行对比。表 2 所示为从 10 幅不同旋钮面板图像分割的 10 个不同旋钮的测量对比结果。

通过分析计算,旋钮凹槽中心位置的偏移量误差要求在 1.5 pixel 之内,偏转角度误差在 1.5° 范围内。由上表可知,每组测量结果均符合精度要求,充分显示了本文测量方法的有效性,对于实现微旋钮的自动调节控制具有重要的实际意义。

表 2 测量对比结果

编号	真实坐标	测量坐标	位置偏移量/px	真实角度/(°)	测量角度/(°)	角度偏差/(°)
1	(1 468.85,1 460.76)	(1 469.61,1 460.39)	0.85	-61.65	-61.78	0.13
2	(1 738.42,1 784.58)	(1 737.53,1 785.44)	1.24	-21.89	-22.43	0.54
3	(2 782.46,1 793.67)	(2 782.33,1 792.81)	0.87	69.24	68.71	0.53
4	(1 109.25,1 572.72)	(1 109.42,1 571.58)	1.15	47.58	46.47	1.11
5	(1 410.59,2 243.83)	(1 410.31,2 244.76)	0.97	122.50	122.69	0.19
6	(2 345.15,1 930.37)	(2 344.52,1 930.18)	0.66	8.43	9.47	1.04
7	(2 426.61,1 539.52)	(2 426.49,1 538.34)	1.19	156.12	155.61	0.51
8	(3 300.48,1 472.69)	(3 301.57,1 472.38)	1.13	-171.36	-170.52	0.84
9	(2 159.77,1 206.82)	(2 159.83,1 207.77)	0.95	41.25	41.86	0.61
10	(2 261.54,1 784.82)	(2 261.65,1 785.39)	0.58	113.27	112.68	0.59

3 结 论

旋钮位姿的测量是实现微旋钮自动控制研究的重要任务。针对旋钮面板图像存在倾斜问题,为保证测量精度,本文提出了改进的 Canny 边缘检测算法并利用 Hough 变换提取旋钮面板关键点,通过透视变换进行倾斜矫正;然后基于改进的 YOLO-V4 旋钮检测算法对矫正后图像进行旋钮分割;最后通过改进的 Canny 算法与双三次样条插值提取旋钮凹槽的亚像素轮廓,采用 PCA 算法拟合轮廓矩形,完成旋钮位姿的测量。实验结果表明,本文测量方法的精度与准确率较高,可满足高精度的旋钮位姿测量,具有实用价值。

参考文献

- [1] 郑国伟.《中国制造 2025》简介与相关情况[J]. 中国仪器仪表, 2018(10): 25-28.
- [2] 张聪聪, 牟莉. 基于机器视觉的图像边缘检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(12): 80-85.
- [3] 李莉, 王绪国. 局部二值模式耦合双阈值 LM 优化的火焰图像边缘检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 9-17.
- [4] 付利军, 兰方鹏. 边缘信息耦合改进的 Hough 变换的车道线实时检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 166-172.
- [5] 章海兵, 刘士荣, 张波涛. H-S 直方图反向投影结合特征点提取的双目视觉定位算法[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(5): 614-623.
- [6] 陈金友, 关志伟. 一种融合双口极线补偿的圆孔位姿检测方法[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-12[2021-06-03].
- [7] 张喜民, 余奇颖, 张金博, 等. 基于机器视觉的手机尾插件精密测量方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 47-54.
- [8] 闫河, 赵其峰, 谢敏, 等. 自适应 Canny 算子 PCBA 元器件边缘检测及修复[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 97-104.
- [9] 龙浩, 李庆党, 张明月. 基于 HSV 颜色空间和局部纹理的阴影消除算法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 81-87.
- [10] GIRSHICK R, DARRELL T. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [11] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE Computer Society, 2015: 1440-1448.
- [12] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015: 91-99.
- [13] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2016: 21-37.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.
- [15] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. ArXiv Preprint, ArXiv: 1804.02767, 2018.
- [16] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv Preprint, ArXiv:2004.10934, 2020.
- [17] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2016: 770-779.
- [18] HUANG G, LIU Z, LAURENS V D M, et al. Densely connected convolutional networks [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700-4708.

作者简介

朱志玲, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: zzl15317869780@163.com

周志峰(通信作者), 副教授, 主要研究方向为计算机测控、数字信号处理等。

E-mail: zhousjtu@126.com