

doi: 10.7690/bgzdh.2024.04.001

基于 YOLOv5 算法的炮管内壁污渍识别与定位技术

冷祥智, 陶卫军

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 为准确评估炮管内壁的清理情况, 采用 YOLOv5 人工神经网络结合机器视觉对清理后的 155 mm 口径炮管内壁的污渍进行实时检测。考虑到污渍主要分为油污与残留的铜渍 2 种, 在检测任务中通过图像识别技术分别对污渍进行种类识别、定位以及对污渍面积判定; 利用图像像素信息与外部环境信息, 基于单目摄像头采集的视频图像, 采用改进并训练后的 YOLOv5 人工神经网络模型作为识别工具对炮管内壁进行实时图像识别。实验结果表明: 该检测系统能较好地完成目标检测任务, 对目标定位误差控制在 5 cm 内, 满足炮管内壁自动清理中的内壁污渍定位要求。

关键词: YOLOv5; 炮管内壁; 单目摄像头; 污渍检测

中图分类号: TJ303 **文献标志码:** A

Stain Recognition and Location Technology of Gun Barrel Inner Wall Based on YOLOv5 Algorithm

Leng Xiangzhi, Tao Weijun

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to accurately evaluate the cleaning condition of the inner wall of the gun barrel, the YOLOv5 artificial neural network combined with machine vision was used to detect the stains on the inner wall of the cleaned 155 mm caliber gun barrel in real time. Considering that the stains are mainly divided into oil stains and residual copper stains, the image recognition technology is used to identify and locate the types of stains and determine the area of stains in the detection task; Using the image pixel information and the external environment information, based on the video image collected by the monocular camera, the improved and trained YOLOv5 artificial neural network model is used as the recognition tool to carry out the real-time image recognition of the inner wall of the gun barrel. The experimental results show that the detection system can complete the target detection task well, and the target positioning error is controlled within 5 cm, which meets the requirements of the inner wall dirt positioning in the automatic cleaning of the inner wall of the gun barrel.

Keywords: YOLOv5; inner wall of gun barrel; monocular camera; stain detection

0 引言

火炮具备卓越的机动性能、强大的打击威力、优异的打击精度, 是我国国防的重要组成部分。火炮射击时在发射装药的燃烧下, 膛内生成大量火药燃气, 使内膛表面的温度和压力在瞬间急剧上升, 生成火药残渣挂铜等附着物, 严重影响火炮射击精度和安全^[1]。无论是哪种口径的火炮, 在射击前后必须进行炮管内壁的清理保养^[2]。目前, 主要由多名士兵共执一端装有擦洗头的长杆对火炮内壁进行人工清理, 工作强度大、清理效率低且难以达到稳定的清理效果。赵京鹤^[3]研制了一种架设在炮管口的擦洗装置, 可带动擦洗头在炮管内作业; 陶卫军等^[4]研制了一种便携式炮管擦洗机器人, 可进入炮管并对炮管内壁进行步进擦洗或定位擦洗, 能用

于野战或演习现场。尽管已有这些自动化装备来对火炮内壁进行擦洗, 但都不具备对炮管内壁污渍与擦洗后的情况进行监测的功能。由于炮管具有细长的结构特征, 不便通过人眼实时观察管内的清理情况。传统的目标检测算法存在检测难度大、不准确等特性, 而基于深度学习目标检测算法具有准确率高、速度快等特性^[5-6]; 因此, 笔者提出一种基于 YOLOv5 算法的炮管内壁污渍检测与定位的方法, 并应用于炮管内壁自动清理系统上进行验证实验。

1 实验平台介绍

如图 1 所示, 炮管自动清理系统是由执行器、作业箱和手持显控终端 3 部分组成。其中, 执行器进入炮管进行作业; 作业箱与手持显控终端用于执行器的作业控制与状态监测。在作业箱中安装有电

收稿日期: 2023-12-23; 修回日期: 2024-01-25

第一作者: 冷祥智(1998—), 男, 四川人, 硕士。

源模块、控制板、电机驱动板以及电缆接头等电气元件，起到主控制器与电源供电的作用。手持显控终端上能显示执行器反馈的位置信息与管壁视频信息，设置有执行器控制按键并通过专用电缆连接到作业箱。

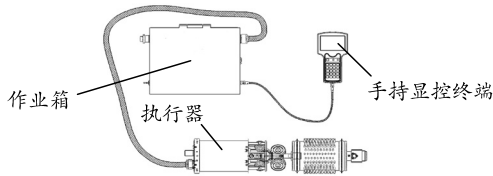


图 1 炮管自动清理系统

执行器由驱动机构、行走机构、刷头和检测模块组成，执行器整体结构如图 2 所示。执行器检测模块包括 2 个位置传感器和位于机器人最前端的摄像头。其中位置传感器用于记录机器人行程的起始位置和终止位置，摄像头输出实时视频图像，并由作业箱控制板处理后传输到手动显控终端以便操作人员查看。

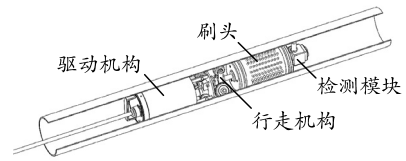


图 2 执行器

2 污渍识别方法的技术分析

炮管自动清理系统会在清理后对清理效果进行检验。若发现残留污渍，则由控制板控制并驱动电机使执行器到达污渍所在地进行再次清理操作。实现这一功能的前提是对炮管内壁上附着的污渍进行检测和定位。由此，考虑采用基于 YOLOv5 神经网络目标检测算法来实现污渍的检测功能。

2.1 YOLOv5 神经网络结构

YOLOv5 网络结构如图 3 所示，其主要由输入层 (Input)、主干网络 (Backbone)、颈部网络 (Neck) 和预测层 (Predict) 组成。

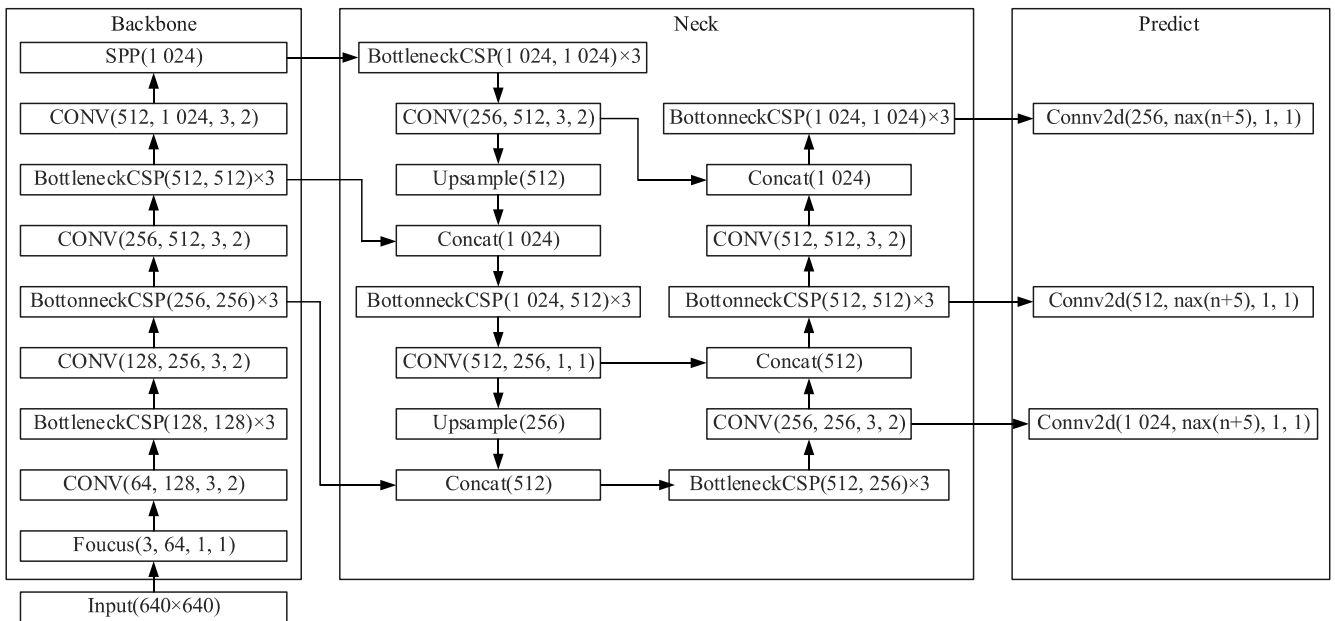


图 3 Yolov5 网络结构

在输入层，采用 mosaic 数据增强、自适应锚框计算和自适应图片缩放技术对输入层的图像进行预处理^[7]。其中，数据增强技术是指对图片进行随机裁剪、随机缩放和随机排布，将 4 张图片拼接，丰富了检测数据集，让网络的鲁棒性更好，并且减少了 GPU 的计算，增加了网络的普遍适用性^[8]。自适应图片缩放是将摄像头拍摄图像以填充最少黑边的方法将图像长和宽缩放到 32 的倍数，达到减少计算量、显著提升预测速度的目的。填充黑边过程如图 4 所示。

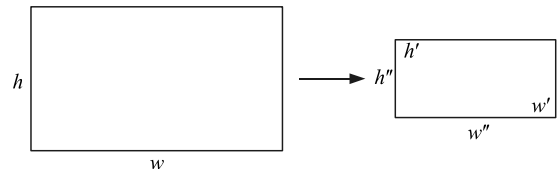


图 4 填充黑边

经过缩放后的图像 h' 和 w' 尺寸为：

$$h' = h \times \min[1, \min(640/h, 640/w)]; \quad (1)$$

$$w' = w \times \min[1, \min(640/h, 640/w)]. \quad (2)$$

填充黑边后图像 h'' 和 w'' 尺寸为：

$$h'' = \{h'' | h'' \in (h', 640)\}_{\min}; \quad (3)$$

$$w'' = \{w'' | w'' \in (w', 640)\}_{\min}。 \quad (4)$$

输入图像后由主干网络提取污渍的特征，主干网络主要包括 Focus 结构、CSP 结构以及 SPP 模块^[9]。其中，Focus 结构的主要作用是对图像进行切片操作，CSP 结构是为从网络结构设计角度使推理中计算量很大的问题得以解决^[10]。Neck 部分将路径聚合网络 (perceptual adversarial network, PAN) 添加到特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 后，以便更好地对网络不同主干层和不同检测层之间的信息进行融合^[11]。同时，将 CSP1_X 和 CSP2_X 2 种跨阶段网络 (cross stage parital, CSPNet) 分别应用于网络的 Backbone 和 Head 部分，极大地提升了网络特征融合能力^[12]。

YOLOv5 根据网络的深度和宽度的差异，可将 YOLOv5 细分为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x^[13] 4 种网络模型。随着网络的加深，其特征提取和特征融合能力也得到提升，但因为数据量的增加会导致运行速度的下降。由于 YOLOv5s 模型具有占用内存最小、模型体量最小、实时检测效率最高的特点，适用于大部分嵌入式设备的图像识别^[14]。考虑到该自动清理系统作为移动设备且要求较高的识别速度，采用 YOLOv5s 网络结构来进行图像识别。

2.2 损失函数

在训练阶段，为衡量预测值与实际值的差异，引入了损失函数 (Loss)，其定义为：

$$\text{Loss} = a \cdot \text{loss}_{\text{rect}} + b \cdot \text{loss}_{\text{obj}} + c \cdot \text{loss}_{\text{cla}}。 \quad (5)$$

式中： $\text{loss}_{\text{rect}}$ 为矩形框损失； loss_{obj} 为置信度损失； loss_{cla} 为分类损失； a 、 b 、 c 分别为各损失函数的权重值。

2.2.1 矩阵框损失计算原理

预测框与标定框存在大小和距离 2 方面的差异；2 个矩形框位置如图 5 所示。

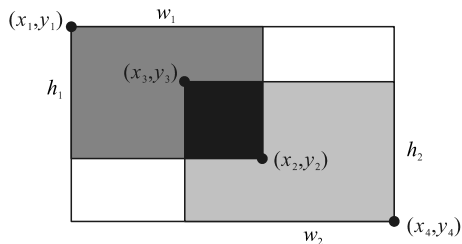


图 5 两矩形框位置

其中两矩阵相交的面积 S_1 为：

$$S_1 = (\min(x_2, x_4) - \max(x_1, x_3)) \times (\min(y_2, y_4) - \max(y_1, y_3))。 \quad (6)$$

两矩阵总面积 S_2 为：

$$S_2 = (x_2 - x_1) \times (y_2 - y_1) + (x_4 - x_3) \times (y_4 - y_3) - S_1。 \quad (7)$$

得到两矩阵交并比 IOU 为：

$$\text{IOU} = S_1 / S_2。 \quad (8)$$

由上式可知，IOU 越大，两矩阵重合面积越大，但这并不意味两矩阵重合度越高，还需考虑两矩阵中心距离与其宽高相似比^[15]。设两矩阵中点坐标分别为 (x_p, y_p) 、 (x_l, y_l) 。矩形中点距离 ρ 的平方为：

$$\rho^2 = (x_p - x_l)^2 + (y_p - y_l)^2。 \quad (9)$$

两矩阵的外接矩阵对角线距离的平方 c^2 为：

$$c^2 = (\max(x_2, x_4) - \min(x_1, x_3))^2 + (\max(y_2, y_4) - \min(y_1, y_3))^2。 \quad (10)$$

两矩阵的宽高相似比 v 为：

$$v = 4 / \pi^2 \times (\arctan(w_1 / h_1) - \arctan(w_2 / h_2))^2。 \quad (11)$$

v 的影响因子 α 为：

$$\alpha = v / (1 - \text{IOU} + v)。 \quad (12)$$

综上，其矩形框损失函数^[16]为：

$$\text{loss}_{\text{CIoU}} = 1 - (S_1 / S_2 - \rho^2 / c^2 - \alpha \cdot v)。 \quad (13)$$

由上式可知，当两矩形框重合面积较小时， v (宽高比) 在损失函数中影响偏小，着重优化两矩阵中心距离；当两矩阵重合面积较大时，着重优化两矩阵宽高比。

2.2.2 置信度损失计算原理

Yolov5 网络在输入时会把图像分割为 $S \times S$ 个网格，每个网格会生成 Z 个矩形框，则所有矩形框的置信度可用 $S \times S \times Z$ 的矩阵表示。对于置信度标签为矩阵 \mathbf{A} ，预测置信度为矩阵 \mathbf{B} ，矩阵每个元素的损失计算公式 Loss_{obj} 为：

$$\text{Loss}_{\text{obj}}(i, x, y) = -\mathbf{A}(i, x, y) \times \log \mathbf{B}(i, x, y) - (1 - \mathbf{A}(i, x, y) \times \log(1 - \mathbf{B}(i, x, y)))。 \quad (14)$$

式中： $0 \leq i < Z$ ； $0 \leq x < S$ ； $0 \leq y < S$ 。

2.2.3 分类损失计算原理

Yolov5 算法中使用的分类损失为二分类交叉熵损失，可以看作多分类交叉熵损失的一种特殊情况，模型此时只需要预测 2 种结果，每个类别预测概率分别为 p 和 $1-p$ ^[17]，其表达式为：

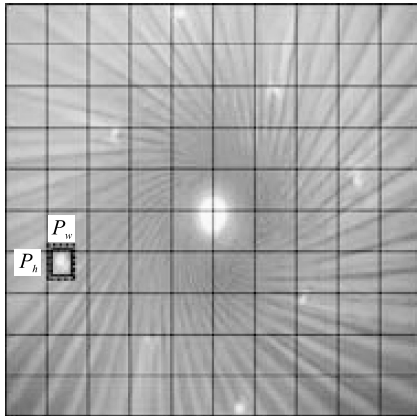
$$\text{Loss}_{\text{cla}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)]。 \quad (15)$$

式中： N 为类别总数； y_i 为样本 i 的标签，正类为 1，负类为 0； p_i 为样本 i 预测为正类的概率。

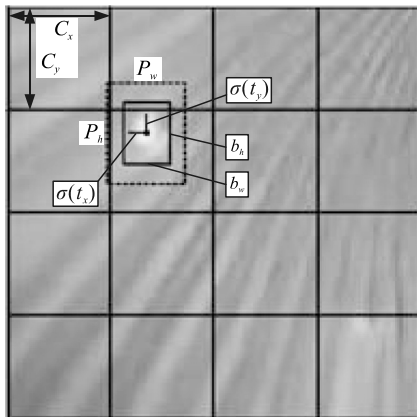
2.3 污渍位置框预测

在预测阶段，污渍识别的目标是通过目标检测算法来实现污渍的准确定位，得到污渍边界在图像中位置的预测框。由此可见，得到污渍边界的准确预测框是实现污渍识别的关键，其大体流程为：在 YOLOv5 网络结构输入端输入摄像头的实时图像，经过主干网络和颈部网络对图像特征的提取，得到污渍边界框的位置和大小信息。

网络结构将输入的图像划分为 $S \times S$ 个网格，如图 6(a)所示；其中外围框为先验值，内框为预测值，其位置关系如图 6(b)所示。



(a) 网格化



(b) 位置尺寸关系

图 6 边界框

YOLOv5s 输出的预测框包含有 t_x, t_y, t_w, t_h, t_0 5 个参数，其中： t_x, t_y 为预测框中心与实际值中心间的偏移量； t_w, t_h 为预测框宽和高与实际值间的偏移量； t_0 为置信度^[18]。

预测框的中心点应限制在当前网格内部，为加快数据处理速度，对于任意取值的偏移量(t_w, t_h)经由 sigmoid 函数处理，值域落在(0, 1)内，则位置框

中心点(b_x, b_y)预测公式为：

$$b_x = C_x + \sigma(t_x); \tag{16}$$

$$b_y = C_y + \sigma(t_y). \tag{17}$$

位置框宽度 b_w 和高度与先验框正相关，位置框宽度 b_w 和高度 b_h 预测公与先验框尺寸间关系为：

$$b_w = p_w e^{t_w}; \tag{18}$$

$$b_h = p_h e^{t_h}. \tag{19}$$

综上得到预测位置框与特征图的相对位置和尺寸(b_x, b_y, b_w, b_h)。

3 炮管内壁污渍定位技术分析

根据工程实际需求，在检测污渍的同时，需要对污渍的实时距离和污渍面积进行估计。单目摄像头在成像过程中丢失了深度信息，笔者建立计算关系的依据是：炮管为一个均匀的直圆筒且所有污渍均附着在炮管内壁表面。其中，执行器沿炮管中轴线进行直线移动，摄像头固定在执行器前端中心位置，位置关系如图 7 所示。

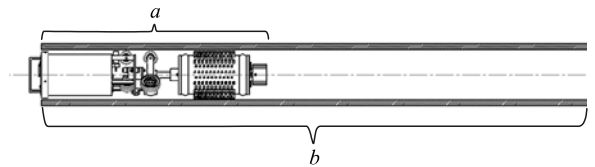


图 7 执行器与炮管位置关系

机器人长度为 a m，炮管长度为 b m，将机器人放置在工作起始位置时，测得摄像头距离炮管末端口的实际距离为 $b \sim a$ m。

摄像头输出图像画面如图 8 所示。在平面图上有“近大远小”的视觉特征。

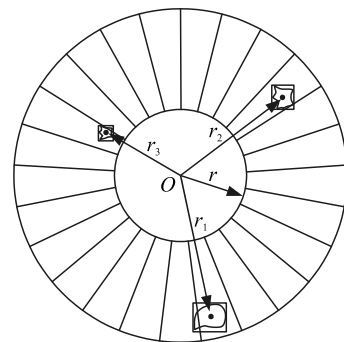


图 8 输出图像

图中，炮管末端口在图像中呈半径为 r 的圆，其圆心位于炮管中轴线上；内壁表面被框选出的污渍在图像中和炮管中轴线的距离可分别用 r_1, r_2, r_3 (pixel)等表示。

3.1 单目测量污渍距离方法

以炮管内壁一处污渍 A 为例，如图 9 所示。

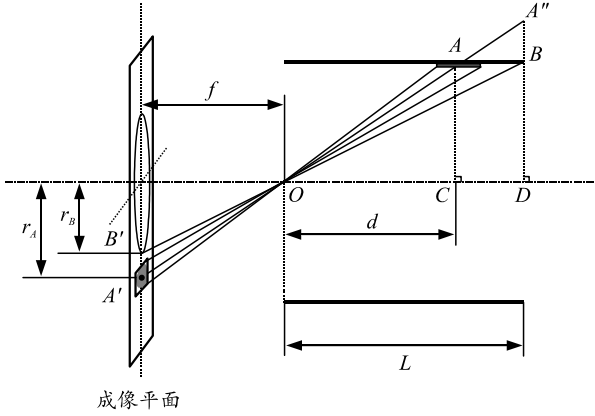


图 9 单目摄像头成像

图中： O 点为光心； B 点为炮管末端；光心 O 和炮管末端的水平距离为 L ； A 点与 B 点在平面图像上的投影分别为 A' 、 B' ；摄像头焦距为 f ；光心 O 与污渍 A 的水平距离为 d 。得到的各尺寸比例关系有：

$$AC/A''D = d/L; \quad (20)$$

$$BD/A''D = O'B/O'A' = r_B/r_A. \quad (21)$$

由上式可得：

$$A''D = \frac{r_A}{r_B} \times BD. \quad (22)$$

由上式可得：

$$d = (AC \times r_B) / (BD \times r_A) \times L. \quad (23)$$

又因为炮管为均匀的直管，故 $AC = BD$ ；得 d ：

$$d = (r_B/r_A) \times L. \quad (24)$$

不难得出，随着机器人向前行进，图像上污渍与炮管中轴线间的半径增大，污渍和摄像头的水平距离同步变小，反之亦反。实现了对摄像头和污渍间水平距离的实时检测。

3.2 污渍面积的测量方法

由于污渍形状各异且边缘模糊，普通成像素质的摄像头难以对污渍轮廓有精准的呈现，炮管在清理之后残余的污渍面积基本较小。得益于 YOLOv5 对小目标也有较好的预测能力，笔者将直接计算预测框的面积近似替代污渍实际面积，如此便能在简化计算难度的同时提供一个接近的参考值，实现对污渍面积的检测。

随着机器人的移动，污渍在平面图上有着“近大远小”视觉特征，但其面积是一个固定的常数，即：在图像中预测框的长、宽会随着机器人的移动而变化，但污渍的面积实际并不改变；因此，需要实时调整预测框尺寸与实际尺寸间的比例。

3.2.1 预测框的实际宽度计算

图 10 为污渍 A 成像到平面的映射过程。

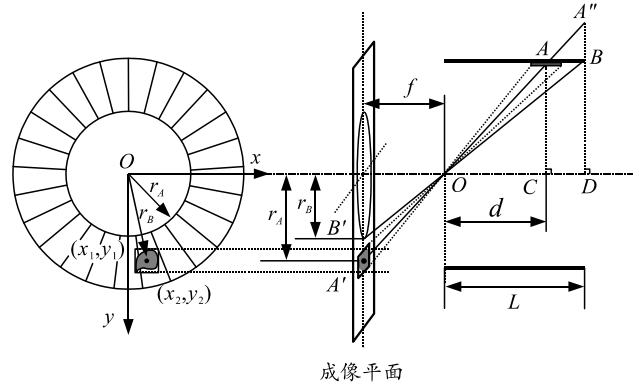


图 10 映射过程

由上图可得，预测框的宽 $(y_2 - y_1)$ 是污渍在水平方向长度的映射；由式(23)可得出预测框实际宽度尺寸 H ：

$$H = r_B / (y_2 - y_1) \times L. \quad (25)$$

3.2.2 预测框的实际长度计算

随着机器人的运动，污渍在每一帧的图像中和炮管中轴线的距离 r 都不尽相同，但又由于所有污渍都位于炮管内壁的表面，其到炮管中轴线的实际距离恒等于炮管内径 77.5 mm；故在当前帧中，单位像素长度所表示的实际长度 l 为：

$$l = 77.5 / r. \quad (26)$$

则预测框实际长度 W ：

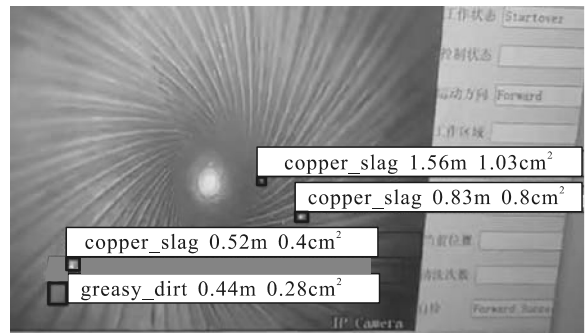
$$W = (x_2 - x_1) \times l = (x_2 - x_1) \times (77.5 / r). \quad (27)$$

故污渍的近似面积 S ：

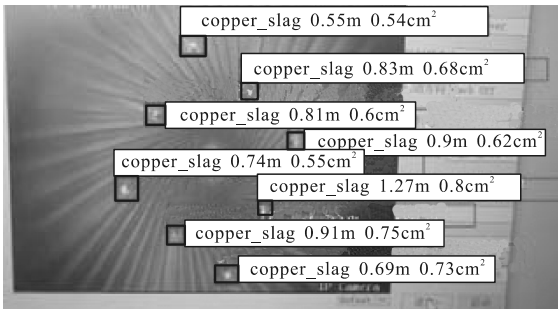
$$S = W \times H = 77.5 r_B L (x_2 - x_1) / (y_2 - y_1) r. \quad (28)$$

4 实验结果及其分析

上述算法在自动清理系统实验平台实际运行后，得到的实验结果如图 11 所示，根据不同污渍反射出的色彩差异，分为油渍和铜渍。greasy_dirt 表示油渍，copper_slag 表示铜渣。



(a) 截图 1



(b) 截图 2



(c) 截图 3

图 11 摄像头画面

以图 11(b)检测数据结果与实际值对比,结果如表 1 所示。

表 1 实验数据

序号	测量距离/cm	实际距离/cm	误差值/cm	误差率/%
1	55	52	+3	5.8
2	60	55	+5	9.1
3	69	67	+2	2.9
4	74	70	+4	5.7
5	81	83	-2	2.4
6	83	88	-5	5.6
7	90	87	+3	3.4
8	91	89	+2	2.2
9	127	124	+3	2.4

由上表可以看出,污渍距离的评估误差值在±5 cm 之间,远小于自动清理系统的刷头覆盖长度。通过上述实验,验证了该识别方法对污渍距离评估的有效性。

5 结束语

笔者提出基于 YOLOv5 算法对炮管内壁视频图像进行自动检测识别的新方法,并开发了应用于炮管自动清理系统中对炮管内壁污渍进行自动检测与定位的实时检测系统,能够对炮管内壁污渍进行实时检测。实验结果验证了该炮管内壁污渍识别与定位技术的可行性与有效性,能较好完成炮管内壁污渍的检测识别与定位,目标定位误差控制在 5 cm 内,满足炮管内壁自动清理中的内壁污渍定位要求。

参考文献:

[1] 张金, 赵亮, 王鑫, 等. 火炮身管内膛损伤机理分析[J].

火力与指挥控制, 2020, 45(5): 8-14.
 [2] 曾德聪. 炮管擦洗机器人机械系统设计与分析[D]. 南京: 南京理工大学, 2009.
 [3] 赵京鹤. 炮管内膛擦洗机研制[D]. 长春: 长春理工大学机械工程学院, 2008.
 [4] 陶卫军, 廖凯, 冯虎田, 等. 便携式炮管擦洗机器人设计[J]. 南京理工大学学报, 2011, 35(4): 484-488.
 [5] 刘庆. 基于 yolov5s 的街道场景检测的实现[J]. 电脑知识与技术, 2022, 18(9): 96-98.
 [6] 王一鸣, 杜慧敏, 张霞, 等. 视觉注意力网络在工件表面缺陷检测中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(9): 1528-1534.
 [7] 杨晓丽, 段敏, 虞汉年, 等. 基于 YOLO 算法的车辆实时检测研究[J]. 仪器仪表与分析监测, 2021(1): 7-10.
 [8] 于娟, 罗舜. 基于 YOLOv5 的违章建筑检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 236-244.
 [9] 王国庆, 李璇, 杨理践, 等. 基于改进 YOLOv5 算法的管道漏磁信号识别方法[J/OL]. 计算机测量与控制 [2022-05-30]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.TP.20220527.1957.056.html>.
 [10] 于硕, 李慧, 桂方俊, 等. 复杂场景下基于 YOLOv5 的口罩佩戴实时检测算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(12): 188-194.
 [11] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid network for objected detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). IEEE, 2017: 936-944.
 [12] WANG C Y, LIAO H, WU Y H, et al. CSPNet:A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2020: 387.
 [13] 仇娇慧, 贝绍轶, 尹明锋, 等. 基于改进 YOLOv5s 的齿轮表面缺陷检测[J]. 现代制造工程, 2022(3): 104-113.
 [14] 张上, 王恒涛, 冉秀康. 基于 YOLOv5 的轻量化交通标志检测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8): 129-135.
 [15] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. AAAI, 2020, 34(7): 12993-13000.
 [16] 宋谱怡, 陈红, 苟浩波. 改进 YOLOv5s 的无人机目标检测算法[J/OL]. 计算机工程与应用, 2022: 1-10[2022-06-22]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20220621.1105.004.html>.
 [17] 李煜. 基于深度学习的三通管表面缺陷检测算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
 [18] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 17355115.