

基于注意力机制和机器视觉图像的 地铁安检违禁物检测方法

熊振兴^{1†}, 姜旭²

(1. 成都地铁运营有限公司, 四川 成都 610000; 2. 成都智元汇信息技术股份有限公司, 四川 成都 610000)

摘 要:为了保证地铁乘客安全以及地铁的顺利运行,提出了基于注意力机制和机器视觉图像的地铁安检违禁物检测方法。采用机器视觉图像处理技术中的中值滤波技术,去除X射线安检设备获取的地铁安检物品图像中的椒盐噪声后,通过Canny边缘检测算子获取去除椒盐噪声的地铁安检物品图像的边缘信息。将地铁安检物品边缘图像输入到YOLOv5s检测模型中,通过引入注意力机制和特征融合模块实现违禁物的特征信息增强和提取违禁物融合特征的过程,通过对检测模型的训练,最终实现地铁安检违禁物检测。通过实验验证,该方法能够获得较为精确的地铁安检违禁物检测结果,对小目标和液体的违禁物检测精度较高,能够通过红色标识框实现违禁物的标识,对地铁安检过程提供了便利。

关键词:注意力机制;机器视觉;地铁安检;违禁物检测;YOLOv5s算法;特征融合

中图分类号:TP391

文献标识码:A

Detection Method of Contraband in Subway Security Check Based on Attention Mechanism and Machine Vision Image

XIONG Zhenxing^{1†}, JIANG Xu²

(1. Chengdu Metro Operation Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610000, China;

2. Chengdu Zhiyuanhui Information Technology Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610000, China)

Abstract: In order to ensure the safety of subway passengers and the smooth operation of the subway, a method for detecting prohibited items in subway security checks based on attention mechanism and machine vision images is proposed. The median filtering technology in machine vision image processing is used to remove the salt and pepper noise in the subway security check item images obtained by X-ray security check equipment. The edge information of the subway security check item images with salt and pepper noise removed is obtained through the Canny edge detection operator. Input the edge images of subway security check items into the YOLOv5s detection model, enhance the feature information of prohibited items and extract the fusion features of prohibited items by introducing attention mechanism and feature fusion module. Through training the detection model, the detection of subway security check prohibited items is ultimately achieved. Through experimental verification, this method can obtain more accurate detection results of prohibited items in subway security checks, with high accuracy in detecting small targets and liquids. It can achieve the identification of prohibited items through red boxes, providing convenience for the subway security check process.

Key words: attention mechanism; machine vision; subway security check; detection of prohibited substances; YOLOv5s algorithm; feature fusion

通过安检违禁物检测^[1],可以有效地防止乘客携带危险品进入地铁,从而避免发生安全事故,保障乘客的生命财产安全,维持了社会的稳定^[2]。通过安检违禁物检测,可以及时发现并制止不法分子的违法行为,维护地铁的治安环境。寻求高质量的地铁安检违禁物检测技术,能够快速、准确地检测出危险品,提高了安检效率。

向娇等设计了一种基于 YOLOv5s 的地铁安检违禁品检测方法,通过一种 Rep 模块增加该检测网络中的特征提取信息量,通过在网络中引入注意力机制,实现通道间关系的加强,通过该过程的改进,实现更高精度的地铁安检违禁品检测^[3]。但该方法由于模型中图像质量可能较差,易出现违禁物漏检情况。杜倩倩等设计了一种基于改进 Faster RCNN 的地铁安检违禁物检测方法,通过将原网络中的 VGG16 模块替换成 ResNext 模块实现更高优越性的违禁物图像特征提取,通过 FPN 网络实现对不同尺度的违禁物的自适应检测,通过将原网络中的 SmoothL1 损失函数替换为 CloU 损失函数,使用改进后的 Faster RCNN 实现地铁安检违禁物检测^[4]。但该方法对小型和液体违禁物检测效果较差。Qu 等提出一种基于多尺度融合和特征增强的地铁安检违禁物检测方法,通过引入多尺度融合和特征增强及高效通道关注模块并集成到单镜头多盒检测器上,提升了原网络的违禁物特征提取能力,最终实现更高效的地铁违禁物检测^[5]。但该方法对不同尺度下的违禁物需要大量人力和时间进行精确标注,在实际应用中需要耗费的资源较多。Deng 等提出了一种多尺度自注意的特征增强方法实现地铁安检违禁物检测,通过引入多尺度特征融合模块和自注意模块对骨干网络中的多层违禁物特征从不同方向进行特征融合,通过自注意模块实现对结合后的深、浅层特征进行权重分配,从而实现高精度的地铁安检违禁物检测^[6]。但该方法中的自注意模块可能存在泛化能力不足的问题,影响地铁安检违禁物的检测精度。

注意力机制能够忽略冗余信息,提高地铁安检违禁物检测中的特征信息利用率,且具有较高的灵活性、高效性^[7]。机器视觉能够实现高效、高精度的地铁安检违禁物图像的处理,对后续检测过程提供便利,因此提出一种基于注意力机制和机器视觉图像的地铁安检违禁物检测方法,实现较高精度、较准确的地铁安检违禁物检测。

1 地铁安检违禁物检测

1.1 基于机器视觉图像处理的地铁安检物品图像获取

地铁安检物品图像通常通过 X 射线安检设备得到,在图像采集过程中常受到椒盐噪声污染,而在后续的图像特征提取过程中容易受到椒盐噪声的污染^[8]。椒盐噪声是图像中常见的噪声,大多是影像讯号突然受到强干扰产生等。

中值滤波是一种常用的机器视觉图像处理技术,主要用于去除图像中的噪声,使图像变得更加平滑。它的原理是将图像中的每个像素点看作一个“声音”,然后找出周围像素点的值,并选择其中值最中间的那个值作为该像素点的新值。中值滤波能够有效消除采集的地铁安检物品图像中存在的椒盐噪声,同时能够对地铁安检物品图像边缘细节进行保存,使图像变得更加平滑。通过中值滤波处理采集到的地铁安检图像的表达式为:

$$d(x, y) = \text{med}\{c(x-a, y-b), (a, b \in R)\} \quad (1)$$

其中,分别将采集的地铁安检原始图像、通过中值滤波进行椒盐噪声去除后的地铁安检图像、计算中位数函数表示为 $c(x, y)$ 、 $d(x, y)$ 、 $\text{med}\{\}$ 。

在机器视觉中,地铁安检物品图像边缘检测是重要的预处理步骤,有助于后续的地铁安检物品图像分析和识别。Canny 边缘检测算子是机器视觉技术中的一种,其是一种边缘检测算法,用于识别地铁安检物品图像中的边缘。通过 Canny 边缘检测算子获取去除椒盐噪声的地铁安检图像的边缘信息。该边缘检测算子过程主要分为:噪声去除、梯度计算、抑制非极大值过程和滞后阈值^[9]。

噪声去除过程通过高斯滤波器实现,实现噪声去除过程的表达式如式(2)所示。

$$F(x, y) = \exp[-(x^2 + y^2)/2\delta^2]/2\pi\delta^2 \quad (2)$$

其中,将图像像素标准差表示为 δ ,通过 Sobel 算子计算地铁安检图像的梯度值及方向。计算过程如式(3)、式(4)所示。

$$F(x, y) = [d_x(x, y)^2 + d_y(x, y)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

$$\alpha = \arctan[d_x(x, y)/d_y(x, y)] \quad (4)$$

其中,分别将地铁安检图像水平、竖直方向的梯度值表示为 $d_x(x, y)$ 、 $d_y(x, y)$ 。

抑制非极大值过程通过比较地铁安检图像梯度方向上各像素点的梯度幅值,并依据幅值从大到小的顺序进行排列,将幅值最大的像素点进行保

留,其他像素点进行去除。滞后阈值过程为依据设置的上下限阈值对抑制非极大值过程中得到的幅值最大的像素点进行判断,通过将其与上下限阈值进行对比,确定是否将该像素点进行保留。通过上述过程,最终能够得到地铁安检物品的边缘图像。

2 基于注意力机制的地铁安检违禁物检测

2.1 地铁安检违禁物检测 YOLOv5s 模型

YOLOv5s 是一种由输入端、主干网络、Neck 网络和输出端组成的单阶段目标检测的模型^[10],其各部分实现地铁安检违禁物检测的过程如下:

(1)输入端:通过地铁安检物品边缘图像缩放为 416×416 格式,设置地铁安检物品边缘图像的通道数为 3,对地铁安检物品边缘图像集进行归一化处理,通过排布随机的方式,能够实现图像特征的增强。

(2)主干网络:该网络主要分为两部分,首先,通过 Focus 部分的切片操作,实现地铁安检物品边缘图像的剪切,通过将该图像的高和宽尺寸剪切至原来的 $1/2$,同时增加地铁安检物品边缘图像的通道数,变为原来的 4 倍,得到原图像 4 倍特征映射的通道数的同时,图像面积变为原来的 $1/4$ 。主干网络中的 CSP 结构包括:卷积—归一化—激活函数计算过程、残差模块、单个卷积层。CSP 结构依据通道的维度将地铁安检物品边缘图像特征图分为两部分,通过残差模块作用于其中一部分,再将其与另一部分通过跨层连接方式组合,实现提高精度预测的目的。

(3)Neck 网络的结构为特征金字塔网络-路径聚合网络(FPN+PAN),位于主干网络和输出网络之间。通过 FPN 结构实现检测的目标特征图从小到大顺序进行排列,从而传递更多的语义信息。通过 PAN 结构实现检测的目标特征图从大到小顺序进行排列,从而传递更多的位置信息。将二者进行结合能够获得更多的特征信息。

(4)输出端:通过非极大值抑制方法对不同尺度进行检测的结果进行处理,以筛选出异常的地铁安检违禁物检测结果。

2.2 引入注意力机制的 YOLOv5s 模型

在实现地铁安检物品图像中违禁物图像的检测中,依据 FPN 结构实现传递更多的语义信息时,可能将许多背景干扰信息一并进行传递,给特征融合过程中造成了干扰,因此引入注意力机制^[11]。

通过卷积注意力机制模块抑制从浅层网络中传递的干扰特征信息,过程如图 1 所示。

设输入带有标记的地铁安检违禁物特征图为

$I(l \times m \times n)$,其中, l 、 m 、 n 分别为特征图的长宽高尺寸。由注意力机制生成的通道注意力图为 $J_s(l \times 1 \times 1)$,通过将二者相乘得到新的特征图 $I'(l \times m \times n)$,将新的特征图输入到注意力机制模块得到新的空间注意力图 $J_t(l \times 1 \times 1)$,则最终输出为 $I' \times J_t$ 。

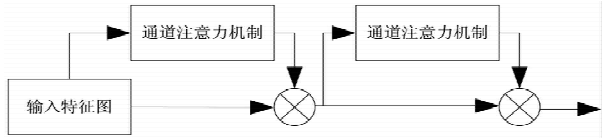


图 1 注意力机制模块抑制干扰特征信息过程

通道注意力对输入特征图操作过程如图 2 所示。

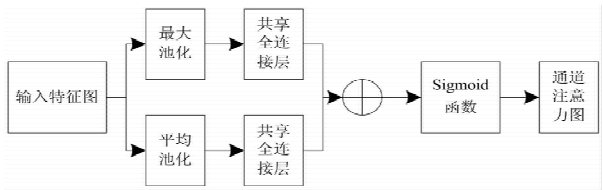


图 2 通道注意力对输入特征图操作过程

通过最大池化和平均池化过程对输入的地铁安检违禁物特征图 $I(l \times m \times n)$ 实现池化操作,通过池化,原特征图变为最大池化图 $P_{\max}$ 和平均池化图 P_{ave} ,两个特征图大小均为 $l \times 1 \times 1$,通过全连接层对两个特征图进行加和,通过 Sigmoid 函数实现不同权重的强化,得到通道注意力图的计算公式如式(5)所示。

$$J_s(I) = \text{sig}[\text{FCL}(\text{PA}(I); \text{PM}(I))] = \text{sig}[\beta_1(\beta_0(P_{\text{ave}})) + \beta_1(\beta_0(P_{\max}))] \quad (5)$$

其中,分别将 Sigmoid 激活函数、最大池化、平均池化、全连接层第一层、全连接层第二层、通道数表示为 $\text{sig}()$ 、 PM 、 PA 、 β_0 、 β_1 、 s 。

在注意力机制模块中,分别对输入的地铁安检物品特征图 I' 计算多维度特征点的最大值和平均值,得到最大值和平均值的空间特征图 GPM 和 GPA。通过卷积操作 H 对两种特征图经拼接操作 k 后的结果生成空间注意力图,通过 Sigmoid 函数对不同特征点进行强化或抑制。

上述过程的表达式如式(6)所示。

$$J_t = \text{sig}[H(k(\text{PA}(I'), \text{PM}(I')))] = \text{sig}[H(k(\text{GPM}, \text{GPA}))] \quad (6)$$

通过引入注意力机制实现空间域和通道域不同区域内不同特征信息的关注,对地铁安检物品图像中违禁物提高关注的同时减少地铁安检背景信息的干扰^[12]。通过对底层特征图基于不同权重后与高层信息结合,提取有用特征,增强模型学习地

铁安检图像违禁物的特征。

2.3 YOLOv5s 模型多尺度特征融合

通过将地铁安检违禁物图像特征图尺寸和通道数之间的对应关系实现特征融合^[13]。原始 YOLOv5s 网络实现地铁安检违禁物图像的检测,输出的特征层数量为 3,不同特征层的检测结果可能不一致,导致各个输出之间互相之间存在矛盾,会对后续的梯度计算造成影响,最终检测结果会出现偏差^[14]。因此提出一种多层特征融合策略,在每次进行地铁安检违禁物检测后,得到了三种不同深度的特征信息,通过注意力机制分别对网络浅层、深层空间的结构、语义信息进行提取,通过自适应调整融合特征层权重,对特征层上的冗余信息进行筛选去除,通过注意力机制模块实现融合特征的加权筛选^[15]。结合注意力机制的特征融合方法流程如图 3 所示。

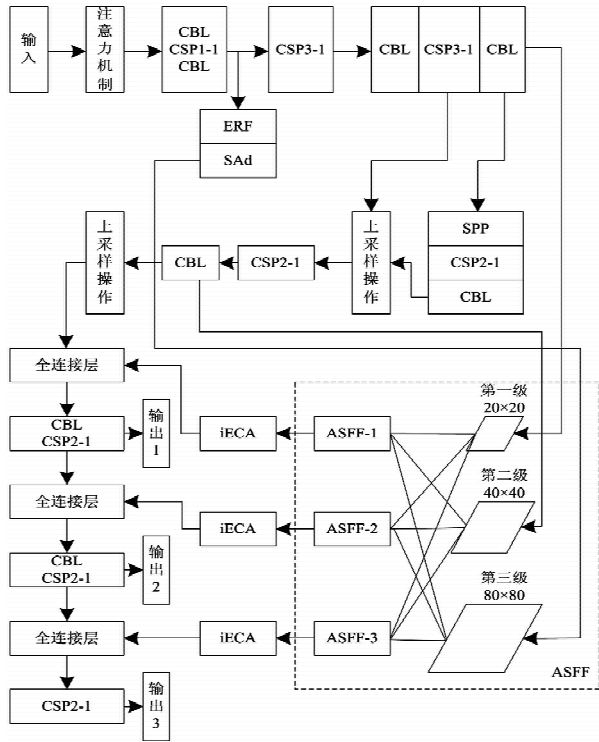


图 3 结合注意力机制的特征融合方法

其中, CBL、SPP、ERF、SAd、AFSS、iECA、CSP 分别为卷积-归一化-线性单元模块、空间金字塔池化、扩大感受野模块、空洞卷积的空间注意力模块、自适应空间特征融合模块、高效通道注意力、残差模块。

设 SAd 输出为第三层特征融合,第 4 个 CBL 模块输出为第二层特征融合,第 2 个 CSP 模块输出为第一层特征融合。

自适应空间特征融合模块 AFSS 能够通过自

适应训练地铁安检违禁物图像,实现无用图像的过滤,以此提高检测性能。对地铁安检图像中违禁物的特征进行融合,需要对不同输入特征图进行缩放,保证统一尺度。因此,对第一级的地铁安检违禁物特征图通过卷积层进行升维和减小分辨率操作,对第三级的地铁安检违禁物特征图通过卷积层进行降维和最大池化操作,通过插值法实现特征图的分辨率提升,通过计算相应的输入与权重参数的乘积后,将三个乘积值求和得到融合的特征信息,映射关系表达式如式(7)~式(9)所示。

$$Q_{uv}^z = \eta_{uv}^z I_{uv}^{1 \rightarrow z} + \kappa_{uv}^z I_{uv}^{2 \rightarrow z} + \lambda_{uv}^z I_{uv}^{3 \rightarrow z} \quad (7)$$

$$\eta_{uv}^z = e^{\mu_{\eta}^z} + e^{\mu_{\kappa}^z} + e^{\mu_{\lambda}^z} \quad (8)$$

$$\eta_{uv}^z + \kappa_{uv}^z + \lambda_{uv}^z = 1 \quad (9)$$

其中,分别将第 1 级到第 z 级调整特征图 (u, v) 位置的尺寸、输出通道特征图 Q^z 第 (u, v) 个向量表示为 $I_{uv}^{1 \rightarrow z}$ 、 Q_{uv}^z 。将权重参数表示为 η_{uv}^z 、 κ_{uv}^z 、 λ_{uv}^z 。将控制参数表示为 μ_{η}^z 、 μ_{κ}^z 、 μ_{λ}^z 。分别将 1~3 级的输入地铁安检违禁物特征图 $I^{1 \rightarrow z}$ 、 $I^{2 \rightarrow z}$ 、 $I^{3 \rightarrow z}$ 通过卷积操作得到控制参数 μ_{η}^z 、 μ_{κ}^z 、 μ_{λ}^z 。通过 Softmax 激活函数计算得到 η_{uv}^z 、 κ_{uv}^z 、 λ_{uv}^z 。其中, η_{uv}^z 、 κ_{uv}^z 、 $\lambda_{uv}^z \in [0, 1]$, 且 $\eta_{uv}^z + \kappa_{uv}^z + \lambda_{uv}^z = 1$ 。 μ_{η}^z 、 μ_{κ}^z 、 μ_{λ}^z 是通过卷积层对大小调整后的特征图进行处理后得到的,依据反向传播学习得到最优权重参数,实现特征融合。

3 实验与分析

实验采用 5030 型地铁 X 光安检机对地铁安检过程中的行李、包裹等物品进行检查,采用 X 光技术进行各种违禁品和危险物品图像采集,设备图如图 4 所示。



图 4 5030 型地铁 X 光安检机

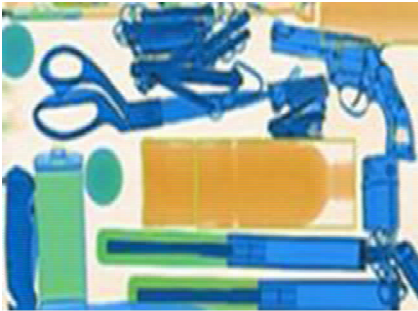
通过该设备模拟地铁安检情况随机采集 500 张地铁安检图像进行本文违禁品检测方法的训练

和测试。其中包括正常行李图像和含有违禁物的行李图像，主要的违禁品包括：刀、枪、剪刀、锤子等。将采集的 500 张地铁安检物品图像随机分为两部分，包括训练集图像 290 张和测试集图像 210 张，通过训练集对本文地铁安检违禁物检测模型进行训练，将训练好的模型用于地铁安检图像中违禁物的检测。

通过本文方法实现 X 光安检机采集的地铁安全物品图像去噪和边缘预处理后，得到的地铁安检物品 X 光图像如图 5 所示。



(a) 地铁安检物品实物图



(b) 处理后的安检物品 X 光图像

图 5 违禁品实物图和通过本文机器视觉处理后地铁安检 X 光图像

由图 5 可以看出，本文方法对地铁安检物品图像进行去噪和边缘处理后，物品 X 光图像边缘清晰，图像中存在的噪声干扰较少，使得图像整体质量有了较高提升，该清晰度的提升，在后续中地铁违禁物的检测过程中起到重要作用，极大提高了违禁物的检测过程的准确性和检测效率。

通过本文方法检测的地铁安检违禁品结果如图 6 所示。

由图 6 中红色矩形框标识可得，本文方法准确检测出了剪刀这一违禁物。主要是因为本文方法先对地铁安检物品图像进行去噪和边缘提取处理，再依据物品边缘图像检测是否存在违禁品，本文方法能够更加精准地识别出安检过程中行李中的违禁品，不仅提高了检测的准确性，而且为安检人员提供了更为直观和明确的提示。当检测到违禁品时，系统会通过一个红色的标注框对其进行标注，

使得安检人员可以一目了然地发现包裹中的问题，进而采取相应的措施。这种可视化标注的方式，无疑为安检工作带来了极大的便利，进一步提升了地铁等公共场所的安全性。

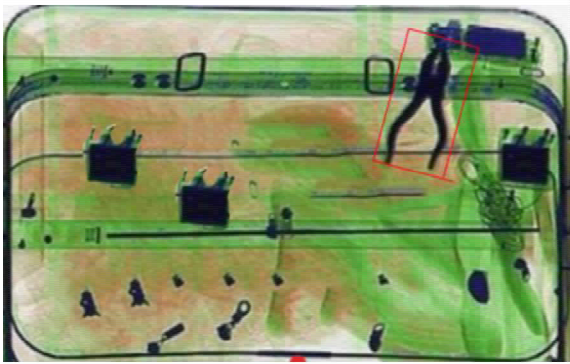


图 6 违禁品检测结果

为进一步验证本文方法实现地铁安检违禁物检测的效果，引入对违禁品检测的检测精度、召回率、均值平均精确度三种指标对本文方法检测效果进行评价。三种指标的表达式如式(10)~式(12)所示。

$$PRE = \phi_t / (\phi_t + \phi_f) \tag{10}$$

$$REC = \phi_t / (\phi_t + \phi_e) \tag{11}$$

$$APRE = \int_0^1 \tau(r) dr \tag{12}$$

其中，分别将检测正确的违禁物数量、检测为背景的违禁物数量、将背景检测为违禁物的数量、样本 r 属于正类的概率描述为 $\phi_t, \phi_e, \phi_f, \tau(r)$ 。

对比本文方法对比 YOLOv5s 检测方法、Faster R-CNN 卷积神经网络方法的地铁安检违禁物的检测效果，结果对比情况如表 1 所示。

表 1 检测结果对比

指标	检测方法		
	本文方法	YOLOv5s 方法	Faster R-CNN 方法
PRE/%	87.68	83.07	82.59
REC/%	85.19	84.25	82.69
APRE/%	86.48	84.39	82.14

由表 1 可知，通过三种不同的检测方法实现地铁安检图像中的违禁物的检测在检测精度、召回率、均值平均精确度方面存在较大差异，本文方法实现的地铁安检图像中的违禁物检测精度比 YOLOv5s 检测方法检测精度提升 5.549%，比 Faster R-CNN 卷积神经网络检测精度提升 6.163%。本文方法实现的地铁安检图像中的违禁物检测精度比 YOLOv5s 检测方法检测召回率提升 1.115%，比 Faster R-CNN 卷积神经网络检测

召回率提升 3.023%。本文方法实现的地铁安检图像中的违禁物检测精度比 YOLOv5s 检测方法检测均值平均精确度提升 2.477%,比 Faster R-CNN 卷积神经网络检测均值平均精确度提升 5.283%。证明本文方法实现的地铁安检图像中的违禁物的检测整体效果较好,实现检测的准确性、精度较高,是一种地铁安检图像中的违禁物检测效果较好的方法。

为进一步验证本文方法实现的地铁安检图像中的违禁物的检测效果,选取枪支、炸弹、刀具、鞭炮、酒精、匕首作为检测对象,上述检测对象包括高危危险类武器、管制刀具、易爆物品、易燃物品。通过 5030 型地铁 X 光安检机模拟安检过程,采集 200 张正常行李和包含上述违禁物的行李图像,将得到的图像用于对地铁安检违禁物进行检测的验证图像集合。通过将本文检测方法对比 YOLOv5s 检测方法、Faster R-CNN 卷积神经网络实现地铁安检图像中的违禁物的检测,对三种方法对违禁物检测的精准度进行统计,得到的结果如图 7 所示。

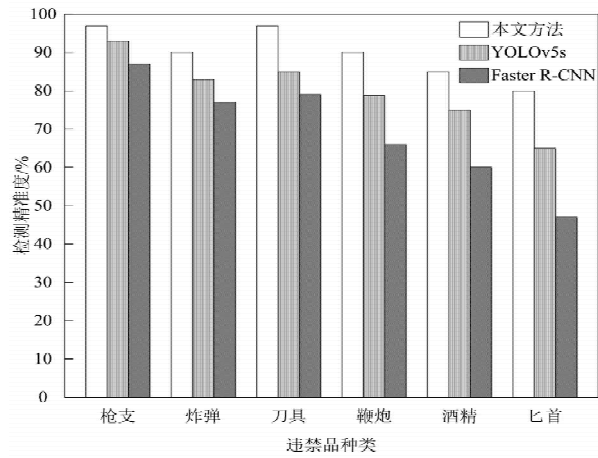


图 7 三种方法对违禁物检测的精准度对比结果

由图 7 可以看出,本文方法在地铁安检图像中对枪支、炸弹、刀具、鞭炮、酒精、匕首的检测精准度明显优于 YOLOv5s 检测方法和 Faster R-CNN 卷积神经网络方法。对于每种违禁物品,本文方法的检测准确率均超过了 80%,甚至在某些情况下达到了接近 100% 的准确率。同时,从图 7 中还可以观察到,尽管本文方法在大部分违禁物品的检测中表现优秀,但在对小型违禁物和液体违禁物的检测过程中,其检测的精准度相对较低。这可能是因为这些小型或液态的违禁物在图像中可能受到光照、角度、遮挡等因素的影响,使得特征提取和目标检测的难度增大。此外,对于这些小型或液态的违禁物,传统的检测模型和方法可能也面临着类似的挑战。但本文方法依然能够拥有较高的检测精准度,

证明了本文方法对于小型违禁物和液体违禁物的检测同样具有较高精准度的检测能力。

4 结 论

地铁作为现代生活中重要的交通工具,极大地缓解了交通压力,随着地铁受众群体的日益增多,实施地铁安检违禁物的检测能够有效地避免安全事故,完善公共安全意识,因此提出一种基于注意力机制和机器视觉图像的地铁安检违禁物检测方法。通过实验验证,该方法能够实现较高精确度、较为准确的地铁违禁物检测,对较小的、液体违禁物同样具有较高的检测精度,同时能够将违禁物通过红色标识框进行标记,有助于安检人员更直观地进行安检工作。

参考文献

- [1] 张弘,张思聪.注意力机制与多层特征融合策略的安检图像目标检测方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(16):197—208.
- [2] 程振伟,李新伟.基于 FPID 的小样本 X 射线图像违禁品检测[J].无线电工程,2023,53(8):1836—1843.
- [3] 向娇,李国权,吴建,等.改进 YOLOv5s 的 X 光安检图像违禁物品检测算法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2023,35(5):943—951.
- [4] 杜倩倩,王芳,赖重远.基于改进 Faster RCNN 算法的 X 光违禁物品检测[J].智能计算机与应用,2023,13(7):112—118.
- [5] QU Z, SHANG X, XIA S F, et al. A method of single-shot target detection with multi-scale feature fusion and feature enhancement[J]. IET Image Processing,2022,16(6):1752—1763.
- [6] DENG Y, HU X, LI B, et al. Multi-scale self-attention-based feature enhancement for detection of targets with small image sizes[J]. Pattern Recognition Letters,2023,166(2):46—52.
- [7] 董乙彬,李兆鑫,郭靖圆,等.一种改进 YOLOv5 的 X 光违禁品检测模型[J].激光与光电子学进展,2023,60(4):359—366.
- [8] 赵晴,张海刚,汤圣涛,等.基于 ScoreCAM 的 X 光安检违禁品检测[J].计算机工程与设计,2022,43(12):3483—3492.
- [9] 张娜,罗源,包晓安,等.基于改进 Cascade RCNN 网络的 X 光安检违禁品检测[J].计算机系统应用,2022,31(7):224—230.
- [10] 李松,亚森江·木沙.改进 YOLOv7 的 X 射线图像违禁品实时检测[J].计算机工程与应用,2023,59(12):193—200.
- [11] 吴素雪.基于改进 YOLOv5 的 X 射线安检图像违禁品目标检测算法[J].现代计算机,2022,28(20):52—56.
- [12] 邓天民,刘旭慧,王丽,等.结合级联注意力机制的车辆检测算法[J].计算机工程与应用,2023,59(21):141—150.
- [13] 郑明明,刘胜全,马前.基于可变形卷积融合双注意力机制的缺陷检测方法[J].东北师大学报(自然科学版),2023,55(2):52—61.
- [14] 周峰,刘云翔,石艳娇.结合卷积和自注意力机制的交通标志识别模型[J].计算机仿真,2023,40(9):140—145+430.
- [15] 赵珊,郑爱玲,刘子路,等.通道分离双注意力机制的目标检测算法[J].计算机科学与探索,2023,17(5):1112—1125.