

# 城市轨道交通安检中基于X射线图像的危险品识别技术研究

常青青 陈嘉敏 李维姣

(公安部第三研究所, 200031, 上海//第一作者, 助理研究员)

**摘要** 阐述了基于传统机器学习和深度学习的危险品对X射线图像安检识别技术原理、方法及适用场景, 分析了不同识别技术的优缺点。基于深度学习的危险品识别技术能自动学习物品分类特征, 具有良好的鲁棒性和运算效率。其中基于回归思想的目标检测框架的识别速度快, 适用于实时系统。利用实际典型场景进行训练并测试, 测试结果表明, 基于YOLO模型建立的危险物识别技术在识别精度和速度上均能满足相关要求, 可对行李包裹内枪支刀具、烟花爆竹等危险品进行智能化识别并报警, 能切实提升城市轨道交通安检效能, 提高安全风险预警能力。

**关键词** 城市轨道交通; 安检; X射线图像; 危险品识别

**中图分类号** X924.3:U231

DOI:10.16037/j.1007-869x.2022.04.044

## Dangerous Goods Detection Technology Based on X-ray Images in Urban Rail Transit Security Inspection

CHANG Qingqing, CHEN Jiamin, LI Weijiao

**Abstract** Based on X-ray image security inspection equipment, the principle, method and applicable scenarios of dangerous goods detection technology based on conventional machine learning and deep learning are expounded. Merits and demerits of various detection technologies are analyzed. A dangerous goods detection technology based on deep learning can learn the characteristics of goods categorization by itself, having satisfying robustness and calculation efficiency, of which the target-detection framework based on regression ideology can detect fast, applicable to real-time system. Practical typical scenarios are used for training and testing. The test results show that the dangerous goods detection technology built on the basis of YOLO model can meet relevant requirements of identification accuracy and speed, capable of intelligent identification and alarming of dangerous goods such as guns, knives and fire-crackers in luggage. The efficiency of urban rail transit security inspection is solidly enhanced, as well as the security risk early warning capability.

**Key words** urban rail transit; security inspection; X-ray image; dangerous goods detection

**Author's address** The Third Research Institute of the Ministry of Public Security, 200031, Shanghai, China

## 1 城市轨道交通安检现状

### 1.1 城市轨道交通安检的特点

我国是实行城市轨道交通安检较早的国家, 在城市轨道交通公共安全检查管理水平和标准建设等方面都走在世界的前列。GB/T 26718—2011《城市轨道交通安全防范系统技术要求》及相关法律法规规定: 禁止乘客携带易燃、易爆、有毒、有放射性、有腐蚀性, 以及其他有可能危及人身和财产安全的危险品进站和乘车。

在我国, 乘客进入城市轨道交通车站乘车大多必须通过安检<sup>[1]</sup>。安检采用以X射线设备为主, 以其他设备为辅的常态化安检模式, 其在维护城市轨道交通公共安全中发挥了重要的作用。与机场安检和火车站安检相比, 城市轨道交通安检有以下特点:

1) 客流量大, 呈潮汐式分布。早晚高峰时段安检压力非常大, 行李包裹量大且安检停留时间短, 为了确保超大客流量的高效出行, 仅依靠值机员读图判断难以识别隐藏的危险品。

2) 物品重叠遮挡率高。城市轨道交通安检开包率较低, 而且乘客携带的电子产品及雨伞等日用品存在重叠遮挡现象。这进一步增加了危险品识别的难度, 易出现漏检或误检。

### 1.2 危险品识别问题及挑战

在成像原理、图像特征及噪声干扰等方面, X射线图像技术与可见光谱图像技术有很大差异。因此, X射线图像技术难以基于可见光图像的目标检

测和识别算法直接应用于实际当中。主要难点为：

- 1) X 射线具有穿透性,其探测数据为垂直方向上的投影信号。金属类物体的遮挡会严重影响对其他物品的识别,难以提取有效的纹理特征。
- 2) 图像受视角影响大。当行李包裹变换角度或位置时,扫描的 X 射线图像差异较大。将手枪或刀具等危险品按不同角度分别放置于行李包裹内,得到 X 射线安检图像如图 1 所示。在正视图中,危险品易被识别认定;其他视角图则无法显示危险品的形状,易使识别算法判断错误。

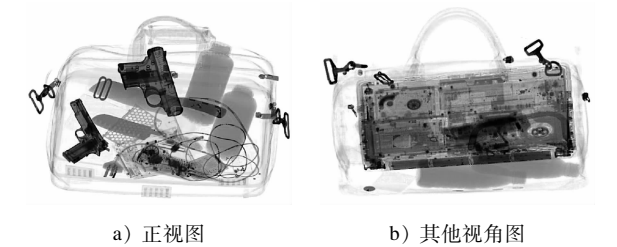


图 1 枪支及刀具的 X 射线安检图像

Fig. 1 X-ray security inspection images of guns and knives

近年来,随着机器学习及人工智能等技术在各领域深入发展,计算机辅助识别危险品技术逐步突破数据集受限及遮挡干扰等瓶颈,取得了良好的实际应用效果<sup>[2]</sup>。本文研究基于传统机器学习和深度学习算法的 X 射线图像中智能识别技术,通过建模自动识别待检包裹中枪支刀具、易燃易爆物等危险品,切实有效地提升了城市轨道交通安检设备对违禁物品的检查能力。

## 2 危险品识别技术

危险品识别技术是指基于 X 射线图像特征自动识别待检包裹中枪支、刀具及易燃易爆物等危险品的技术。危险品识别系统的输入信息为 X 射线安检图像的灰色或伪彩色图像,输出信息为图像中危险品的位置。

传统的 X 射线图像危险品识别一般包括图像采集、建模分析及识别报警等 3 个阶段。首先,利用 X 射线安检设备采集透视图像,并进行滤除噪声及图像增强等图像预处理,以提高图像质量;然后,提取图像的特征;最后,训练分类器得到目标物体的类别和位置。

随着深度学习算法的发展,利用端到端的卷积神经网络可同步完成提取特征及分类,并识别危险品报警。机器学习,尤其是深度学习,不需根据先

验知识来手动设计特征,而采用数据驱动的方式来采集大量样本真实的图像并标注,进而训练模型,得到想要的输出结果。可见,机器学习对数据的数量和质量提出了更高的要求。基于机器学习的危险品识别流程如图 2 所示。

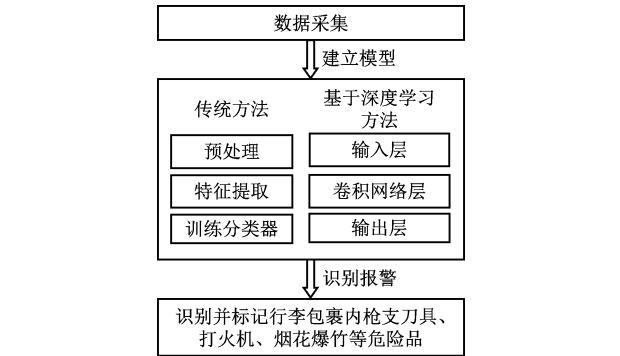


图 2 基于机器学习的危险品识别流程图

Fig. 2 Flow chart of dangerous goods detection based on machine learning

### 2.1 基于传统机器学习的危险品识别技术

传统的机器学习方法多依赖于手工设计的局部特征,以及支持向量机(SVM)及提升算法(boosing)等传统机器学习模型。以常用的 BoVW(词袋)模型为例,采用图 2 中基于传统机器学习方法建立模型:首先,从 X 射线图像中提取 SIFT(尺度不变特征转换)等局部特征;然后,生成视觉码本,并将图像特征矢量化,进而训练基于 SVM 或 RF(随机森林)的分类器。这类方法可实现有限类别危险品的分类识别,适用于小规模 X 射线图像数据集,但会引起识别率受限,故并未得到大规模应用<sup>[3]</sup>。

#### 2.1.1 特征检测和描述

在图像存在遮挡干扰和角度变化情况下,相比于直接提取全局特征,基于旋转不变局部特征的描述子方法具有更好鲁棒性,被广泛应用于图像分类和识别。基于 SIFT 的特征算子在平移、缩放和旋转等情况下都是不变的,其对图像噪声具有较强鲁棒性,可实现对感兴趣特征的独特、可重复性检测和描述,具有较好的应用效果。在此基础上,通过引入积分图求导,进一步形成 SURF(Speeded Up Robust Features)特征描述符,可提高计算速度,基本实现对图像局部特征的实时提取和匹配。

#### 2.1.2 视觉码本

提取局部特征后,单张 X 射线图像被表示为大小不一的局部特征集。在此阶段,通过聚类算法对

特征描述集提取聚类中心,生成固定长度的视觉码本。该视觉码本为分类器输入。

最常用的码本生成聚类技术是 K-means 聚类技术。对于大型数据集的检索,多采用快速分层聚类方法。聚类算法属于无监督学习算法。首先,从完整特征集中随机选择  $k$  个不同的特征描述向量作为初始化向量;然后,在每次迭代过程中更新聚簇和聚类中心位置,直到聚类中心不再发生变化或达到设定的迭代次数为止。在对每个类进行特征聚类后,将得到的质心集合组合起来即形成 1 个码本。

### 2.1.3 BoVW 模型描述

将每幅图像的特征点聚类后( $n$  个聚类中心),统计视觉码本中每个单词在图像中出现的次数,生成图像的特征直方图,并将图像表示为 1 个固定大小的向量,这个过程称为 BoVW 模型描述。

首先,初始化  $n$  维的图像特征直方图;然后,针对每幅图像的局部特征描述符,计算特征集与每个聚类质心的欧几里德距离;最后,以最近原则统计视觉单词的直方图,归一化得到  $n$  维向量,并用此  $n$  维向量作为该图像的全局特征。特征的向量化不仅可获得高效的特征表示,而且还能减少由相应特征描述向量的微小差异而引起的噪声。

### 2.1.4 分类器训练

利用 BoVW 模型描述训练集和测试集的图像,即可输入适合的分类器。SVM 是最常用的分类器之一。SVM 通过最大化类间间隔余量来确定类的最佳线性边界,当数据线性不可分时,通过更高维的超平面来实现最优决策边界。SVM 分类器的性能受核函数及参数的影响,在图像识别分类中多采用 RBF(径向基函数)做核函数。RBF 的中心代表支持向量。核宽度决定了该支持向量对数据空间的影响范围:如核宽度取值较大,则会增加支持向量的影响邻域,形成更平滑、规则的决策边界;如核宽度取值较小,则会有过拟合的风险。因此,应根据各类数据集大小选择最优的参数。

## 2.2 基于深度学习的危险品识别技术

随着深度学习技术的发展,以及 X 射线安检图像数据集的不断扩大,危险品识别技术逐步从传统机器学习转为深度学习。深度学习算法的基本思想是通过构建多层神经网络,对目标进行多层表示,并通过高层次特征来表示数据的抽象语义信息。深度学习算法能有效避免传统机器学习算法中复杂的手动特征设计过程,具有良好的鲁棒性和

运算效率。其中,基于 CNN(深度卷积神经网络)的检测算法因其位置不变性、计算量小及容易训练等优点而成为图像处理的主流技术。根据神经网络结构不同,基于 CNN 的检测算法网络架构主要可分为基于候选区域的目标检测方法和基于回归思想的目标检测方法两大类。

### 2.2.1 基于候选区域的目标检测方法

由于目标物体大小不等、朝向不一,且可能在图像中出现不同的位置。为避免按位置及尺度进行滑动窗遍历带来的巨大计算量,针对原始图像采用选择性搜索算法,预先提取若干可能包含有目标类别的、独立的、固定大小的候选区域;经归一化处理后,将候选区域输入卷积神经网络,进行二次识别;直接输出每一个候选框的识别结果。

基于候选区域的目标检测方法以 R-CNN(Region-CNN)模型为代表,其主干网络可直接采用通用图像分类的网络结构<sup>[4]</sup>,无需从头训练,极大地提高了易用性。这类算法虽可达较高精度,但在获取候选区域和区域特征提取过程中存在大量冗余运算,故其计算量偏大。此外,因其分类器要求输入图像为固定尺寸,故需调整图像,导致检测速度很慢。

在此基础上,Faster-R-CNN 模型引入池化层(Region of Interest Pooling)的概念,将检测分为 4 步:首先,通过基础卷积神经网络提取图像的特征;其次,通过 RPN(区域建议网络,Region Proposal Net)得到目标候选区域;再次,利用池化层直接计算各候选区域的特征表达;最后,利用分类器及边界回归等来输出检测结果。Faster-R-CNN 模型的网络结构示意图如图 3 所示。通过池化层复用卷积层计算,既减少了特征提取的计算量,又提高了目标识别的整体检测速度。

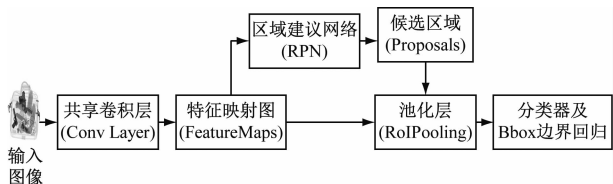


图 3 Faster-CNN 网络结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of Faster-CNN network architecture

经过对模型、数据、训练方法等的长期不断改进和迭代,基于候选区域的卷积神经网络危险品识别模型性能已逐步提升。根据公开数据库的结果,

基于候选区域的目标检测方法对危险品识别精度很高,但网络结构仍然相对复杂,通常需要通过 GPU(图形处理单元)进行推理加速来提升危险品识别速度,不适合在终端侧部署。

2.2.2 基于回归思想的目标检测方法

基于回归思想的目标检测方法首先利用端到端的检测思路,将原始图像输入至 1 个卷积神经网络结构;然后,直接采用回归的方法,对预先定义的锚点(anchor)分别预测目标的边框位置及类别概率。只需 1 次前向传播,即可解决目标对象的识别和定位问题。其最大的特点是识别速度非常快,适合实时系统。

该类方法以 YOLO(You Only Look Once)模型和 SSD(Signal Shot multibox Detector)模型为代表,前者更新更快,工程应用更广泛<sup>[5]</sup>。YOLO v1 模型为该系列模型的基础,其检测网络包含  $N$  个卷积层( $N > 9$ )和 2 个全联接层。其中卷积层用于提取特征,全联接层用于预测图像位置和类别置信度。目标检测流程分为 3 步:首先,利用模型将输入图像划分为  $S \times S$  个栅格( $S$  初始值取 7);其次,在图像上运行卷积网络,生成大小为  $S \times S \times (B \times 5 + C)$  的预测向量,其中  $B$  为每个栅格预测的边框个数,一般取 2,  $C$  为所需分类个数;最后,通过 NMS(非极大值抵制算法)输出最终的边框位置及类别概率。

基于 YOLO 模型的算法对危险品识别速度快,泛化能力强,与 R-CNN 算法相比,早期精度相对较低,尤其对小目标和密集目标识别效果一般。基于回归思想的目标检测算法在不断更新中融合了残差网络、多尺度预测等策略,不仅检测速度更快,还提升了检测准确率,对打火机、锂电池等小目标的识别率很高,已成为图像目标检测的主流方法。

3 危险物识别技术的性能评估及测试

3.1 识别性能指标

评估识别性能的常用指标是准确度  $A_{CC}$  和平均精度均值  $P_{A,m}$ 。根据模型识别结果,记  $N_{TP}$  是模型预测为正的正样本数,  $N_{FP}$  是模型预测为正的负样本,  $N_{FN}$  是模型预测为负的正样本,  $N_{TN}$  是模型预测为为负的负样本数,那么精度  $P$  指预测为正的正样本数在所有预测为正的样本数中的占比,即  $P = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FP})$ ,召回率  $R$  是预测为正的正样本数在所有正样本数的占比,即  $R = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FN})$ 。准确度则是预测正确的样本数占总样本数的比

例,即

$$A_{CC} = (N_{TP} + N_{TN}) / (N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN})。$$

对于多类物体检测问题,可将  $P$  与  $R$  分别作为纵、横坐标,针对每一类分别选取不同阈值时对应的识别结果,进而绘制  $P$ - $R$  曲线。根据  $P$ - $R$  曲线,计算每一类物体的平均识别精度,然后将所有类比的平均精度计算均值,即得到最终平均精度均值  $P_{A,m}$ 。

3.2 应用测试

参考文献[6-7],得到 X 射线危险品检测常用公开数据集及测试结果,如表 1 所示。

表 1 常用数据集及测试结果			
Tab. 1 Commonly used data sets and test results			
项目	不同数据集的测试结果		
	GDXRay	Dbf3	OPIXRay
类别数/个	3	3	5
测试年份	2015	2019	2020
样本数/个	8 150	7 603	8 850
Faster-R-CNN 模型	$A_{cc} = 0.984$	$P_{A,m} = 0.890$	
SSD 模型			$P_{A,m} = 0.746$
YOLO 模型	$A_{cc} = 0.971$		$P_{A,m} = 0.800$

机器学习方法尤其是基于深度学习的方法在危险品检测上发展迅速,GDXRay 数据集识别准确率达到 97% 以上,已接近饱和,随着 Dbf3h 和 OPIXRay 等新数据集不断提出,危险品识别算法面临更大挑战。

在算法选择上,基于回归的检测框架发展尤其迅速,其检测效果不断改善,已不亚于基于候选区域的检测框架。不过公开数据集在样品类别和数据规模上仍然受限,为满足实用的需求需在更多物体类别、更复杂场景下展开更充分测试。

本文基于 YOLO 模型建立危险物识别模型,在公安部第三研究所的 XT11-6550D 设备上采集实际典型场景训练并进行测试。部分测试结果如图 4 所示。

本次测试的物品识别种类达到 10 种以上,主要包括枪支及零部件类、管制刀具类、工具类、瓶装液体类、压力气罐类等危险品,以及笔记本电脑、雨伞等日常用品。测试的识别准确度达 90% 以上。

从图 4 中可以看到,在电子产品遮挡情况下仍能准确识别,对打火机、子弹等小目标的识别效果很好。由测试结果可知,输入图像、分析识别及输

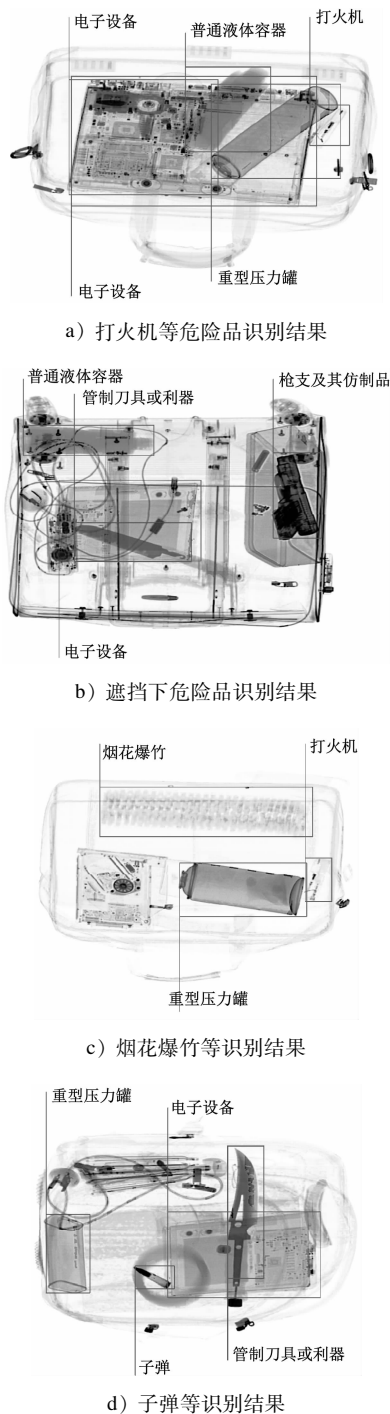


图4 部分危险品识别结果

Fig. 4 Detection results of some dangerous goods

出呈现等全过程耗时小于 500 ms,可满足安检实际需求,具有很强的应用价值。该识别模型还可通过不断积累图像数据集和完善优化识别算法,进而实现更高准确率危险品实时识别。

## 4 结语

本文详细阐述了多种基于 X 射线图像的危险

品识别技术,分析各主流技术的优缺点和适用场景。在城市轨道交通安检中,为应对超大客流,对行李包裹内危险品的识别既要速度快,又要识别准确率高,还需在复杂遮挡条件下实现对危险品的准确识别。基于深度学习的危险品识别技术能自动学习物品分类特征,具有良好的鲁棒性和运算效率。其中基于回归思想的目标检测框架的识别速度快,适用于实时系统。

本文基于 YOLO 模型建立危险物识别模型,采集实际典型场景进行训练并测试。测试结果表明,基于 YOLO 模型建立的危险物识别模型在识别精度和速度上均能满足相关要求,可为城市轨道交通安检设备智能化转型提供技术性参考。

## 参考文献

- [1] 周明. 上海城市轨道交通安检系统的智能化与网络化[J]. 城市轨道交通研究, 2020(增刊2):28.  
ZHOU Ming. Intelligence and network of Shanghai metro security inspection system[J]. Urban Mass Transit, 2020(S2):28.
- [2] AKCAY S, BRECKON T. Towards automatic threat detection; a survey of advances of deep learning within X-ray security imaging [J]. Pattern Recognition, 2022,122:108245.
- [3] TURCSANY D, MOUTON A, BRECKON T P. Improving feature-based object recognition for X-ray baggage security screening using primed visual words[C]//ICIT. IEEE International Conference on Industrial Technology. Cape Town. New Jersey: IEEE, 2013: 1140-1145.
- [4] LIU J, LENG J, LIU Y. Deep convolutional neural network based object detector for X-Ray baggage security imagery[C]//ICTAI. IEEE 31 st International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Portland, OR. New Jersey: IEEE, 2019:1757-1761.
- [5] 韩宁. 基于深度学习的 X 射线图像危险品检测与跟踪算法研究[D]. 兰州:兰州大学,2018.  
HAN Ning. A deep learning-based dangerous goods detection and tracking algorithm from X-ray images[D]. Lanzhou University, 2018.
- [6] TAO R, WEI Y, LI H, et al. Over-sampling de-occlusion attention network for prohibited items detection in noisy x-ray images [EB/OL]. (2021-03-01) [2021-12-20]. <https://arxiv.org/abs/2103.00809>. arXiv:2103.00809v1[cs.CV].
- [7] GAUS Y F A, BHOWMIK N, AKCAY S, et al. Evaluating the transferability and adversarial discrimination of convolutional neural networks for threat object detection and classification within X-ray security imagery[C]//ICMLA. 18 th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. Boca Raton, FL. New Jersey: IEEE, 2019:420-425.

(收稿日期:2021-07-15)