

基于智能识别技术的铁路安检辅助 分析装置研究

杨 栋¹, 李 超², 吴兴华², 王椿钧², 唐 雯²

(1. 中国铁道科学研究院 研究生部, 北京 100081;

2. 中国铁道科学研究院集团有限公司 电子计算技术研究所, 北京 100081)

摘要: 针对铁路安检 X 光图像判图高度依赖人工, 时有发生漏检的问题, 提出一种基于智能识别技术的铁路安检辅助分析装置; 通过采用视频图像接口的硬件设计, 解决与安检仪的适配问题; 通过采用跟踪进程、分析进程、推送进程的多进程思路设计, 解决 60 Hz 刷新率下的高精度分析显示问题; 跟踪进程采用关键点差分算法实现安检 X 光图像跟踪, 分析进程采用改进的残差网络 (ResNet) 实现特征提取, 采用 CenterNet 算法实现禁限物品检测, 推送进程通过检测键盘中断实现报警图像推送; 经实验测试, 该装置禁限物品识别准确率达 92%, 显示帧率达 60 帧/秒, 可适配主流品牌安检仪, 满足铁路车站安检辅助分析需求。

关键词: 铁路安检; 禁限物品检测; 图像跟踪; 卷积神经网络; 辅助分析

Research on Railway Security Inspection Auxiliary Analysis Device Based on Intelligent Identification Technology

YANG Dong¹, LI Chao², WU Xinghua², WANG Chunjun², TANG Wen²

(1. Graduate School, China Academy of Railway Science, Beijing 100081, China;

2. Institute of Computing Technology, China Academy of Railway Science Corporation Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: Aiming at the problem that the judgment of railway security inspection X-ray image is highly dependent on manual work and sometimes misses the prohibited articles, a railway security inspection auxiliary analysis device based on intelligent recognition technology is proposed. Through the hardware design of the video image interface, the adapted problem of the security inspection instrument is solved. Through the multi-process designs of tracking process, analyzing process and pushing process, the problem of high-precision analysis and display under 60 Hz of the refresh rate is solved. The tracking process uses the key point difference algorithm to track the security inspection X-ray image, the analysis process uses the improved residual network (ResNet) to extract the features, the CenterNet algorithm is used to detect the prohibited articles, and the push process uses the detection keyboard interrupt to push the alarm image. The experimental test shows that the identification accuracy of items prohibited by the device reaches 92% and the display frame rate is up to 60 fps. It can be adapted to mainstream the majority security inspection instruments, the auxiliary analysis needs of security inspection in railway station is satisfied.

Keywords: railway security inspection; detection of prohibited articles; image tracking; convolutional neural network; auxiliary analysis

0 引言

铁路旅客运输安全检查主要依托安检仪检测旅客行李并成像, 值机人员根据图像颜色及形状判断查堵禁限物品。目前铁路客运安检物防和技防措施相对较少, 仍采用传统的人工判图方式, 时有发生漏查漏检事件^[1]。因此, 迫切需要基于机器视觉、深度学习等智能识别技术, 并结合铁路车站现场情况, 研究铁路安检辅助分析装置, 辅助安检判图作业^[2-3]。

铁路安检辅助分析装置相关研究较少, 现有研究主要围绕禁限物品识别算法。文献 [4] 基于 Faster-RCNN、

RetinaNet 等主流目标检测算法针对手枪检测进行研究, 实验环境为 GTX1080TI 显卡, 未分析算法的检测速度和资源消耗。文献 [5] 以 Yolo-V3 为基线算法, 通过引入复合骨干网络、特征增强模块改进算法, 提高了检测精度, 在 2 张 RTX2080TI 的环境下, 检测速度达到 40 (FPS/s)。文献 [6] 以 Yolo-V3 为基线算法, 通过引入密集连接, 改进损失函数的方法进行优化, 提高了检测精度, 检测速度低于 10 FPS。上述研究主要关注识别精度的提升, 缺乏对模型轻量化部署、资源消耗、检测速度、安检仪适配、整体设计的统一考虑, 均无法直接运用于铁路安检辅助分析装

收稿日期: 2022-01-24; 修回日期: 2022-02-28。

基金项目: 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划课题(N2021X003); 国家重点研发计划项目(2020YFF0304100)。

作者简介: 杨 栋(1990-), 男, 山西运城人, 硕士, 助理研究员, 主要从事铁路客运站信息化、智能化方向的研究。

引用格式: 杨 栋, 李 超, 吴兴华, 等. 基于智能识别技术的铁路安检辅助分析装置研究[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(8): 25-30, 49.

置, 不满足现场需求。

铁路安检作业流程如下: 判图员通过盯控安检仪显示器, 根据图像颜色及形状判断查堵禁限物品, 若发现疑似禁限物品, 则通知处置人员进行开包核验, 并对核验确认携带禁限物品的旅客登记信息。综上分析, 铁路安检辅助分析装置主要功能如下: 1) 实时分析安检 X 光图像, 准确识别图像中的禁限物品, 并以直观、清晰的方式在安检 X 光图像中进行展示, 且不影响判图员看图作业; 2) 支持导出发现的禁限物品图像、报警信息等。

1 硬件设计

目前, 全路客运站的安检通道约 5 300 个, 主流安检仪厂家约 30 家, 没有标准化的对外数据接口, 安检仪内置工控机与显示器通过 VGA、HDMI、DVI 等接口连接。综合业务需求和现场情况, 辅助分析装置采用边缘分析方案设计, 与安检仪连接如图 1 所示。辅助分析装置与安检仪通过视频图像接口连接, 可适配 VGA、HDMI、DVI 接口, 满足主流安检仪的接入适配; 辅助分析装置与显示器通过视频图像接口连接, 将识别禁限物品后的视频信号传送至显示器。



图 1 辅助分析装置连接

基于上述的装置连接设计和功能需求, 辅助分析装置应尽量小型化, 且支持视频采集、分析处理和实时展示功能。因此, 辅助分析装置硬件采用定制工控机, 整机采用电源外置设计, 以尽可能减小机身尺寸, 方便实施部署, 装置基于 X86 架构, 并搭载视频采集卡和 GPU, 满足视频采集和分析处理展示要求。

主流安检仪的画面刷新率为 60 Hz, 画面分辨率不超过 1 080 P, 视频接口通常为 DVI、HDMI 或 VGA 接口。因此, 视频采集卡的最高采集性能需支持 60 Hz 下的 1 080 P 分辨率, 在采集接口方面, DVI、HDMI 为数字高清接口, VGA 为模拟接口, 且 3 种接口可相互转换, 故视频采集卡仅需支持一种接口, 本设计选择 DVI 接口的视频采集卡。

估算视频分析、处理、展示需求, 进行 CPU 和 GPU 选型。由于系统软件涉及目标检测、目标跟踪、实时视频展示等多种功能, 存在多进程需求, 故采用 4 核 CPU。GPU 选型主要由目标检测算法和模型的算力需求决定。经实验测试, 禁限物品检测算法和模型的显存需求不高于 4 GB, 在 10.6 TFlops 算力的 GTX1080TI 显卡下, 检测一张图片的时间约为 10 ms。经分析, 禁限物品检测算法的检测时间在 100 ms 即可满足需求, 故 GPU 显存应不低于 4 GB, 浮点算力不低于 1 TFlops, 兼顾成本控制情况下,

选择 4 GB 显存、896 Cuda 核心的入门级计算卡。

辅助分析装置配置 8 GB 内存, 硬盘容量要求较低, 为提高读写速度, 提高整机性能, 采用固态硬盘, 选择 240 GB SSD 硬盘。辅助分析装置硬件参数见表 1。

表 1 辅助分析装置硬件参数

项目	配置
尺寸	23.5 cm * 18.0 cm * 13.2 cm
CPU	4 核 * 3.0 GHz
内存	8 GB LPDDR4
存储	240 GB SSD
GPU	4 GB 显存、896 个 CUDA 核心、128 位显存位宽
视频采集卡	支持 60 Hz@1 080 P 视频采集
操作系统	Linux

2 软件设计

辅助分析装置主要功能为对接入的安检视频信号实时分析, 检测禁限物品, 并将识别禁限物品后的视频信号实时展示。软件设计主要有以下 2 点挑战: 1) 高速处理及显示问题: 安检视频信号刷新率通常为 60 Hz, 即每一帧安检画面的分析、显示全流程需在 16 ms 内完成; 2) 高准确率问题: 对手枪、刀具、压力罐等禁限品的识别准确率应尽量高。

为保证高准确率, 采用基于深度学习的目标检测算法进行禁限物品识别。对主流基于深度学习的目标检测算法 Faster-RCNN^[7], SSD^[8], Yolo^[9], RetinaNet^[10]等进行性能比选, 均无法在有限的边缘算力下, 在 16 ms 内完成 1 帧安检 X 光图像的处理。为保证软件在低资源消耗下可实时准确地进行安检 X 光图像检测, 软件整体设计采用基于深度学习的目标检测算法结合安检 X 光图像跟踪算法实现, 软件整体设计如图 2 所示。

软件采用多进程设计。主进程为跟踪进程, 采用关键点差分算法实现安检 X 光图像跟踪, 负责读取安检 X 光图像、控制分析进程启动、执行安检 X 光图像跟踪算法、识别结果展示, 整个流程控制在 16 ms 内完成, 可满足安检 X 光图像实时展示需求。首先, 对读取的每一帧安检 X 光图像, 判断是否需要做分析检测, 分析检测采用定时轮询方式, 即每隔固定的帧数图像进行分析检测。然后, 计算读取的图像与参考基准图像的画面偏移量, 将禁限物品检测的标记方框按照计算的偏移量进行调整, 并标记在新读取的图像上, 实现安检 X 光图像中禁限物品的跟踪。最后, 调用展示函数, 展示最新的安检 X 光图像。分析检测间隔的帧数 i 由图像刷新率 s 、画面移动速率 v 、跟踪范围 R 综合决定, 具体关系如下:

$$i = \frac{Rs}{v} \quad (1)$$

式中, s 表示图像的刷新率, 单位为帧/秒, R 表示跟踪算法能跟踪的最大范围, 即两幅安检 X 光图像的最大偏移量, 单位为像素, v 表示安检图像的移动速率, 即图像每秒平移

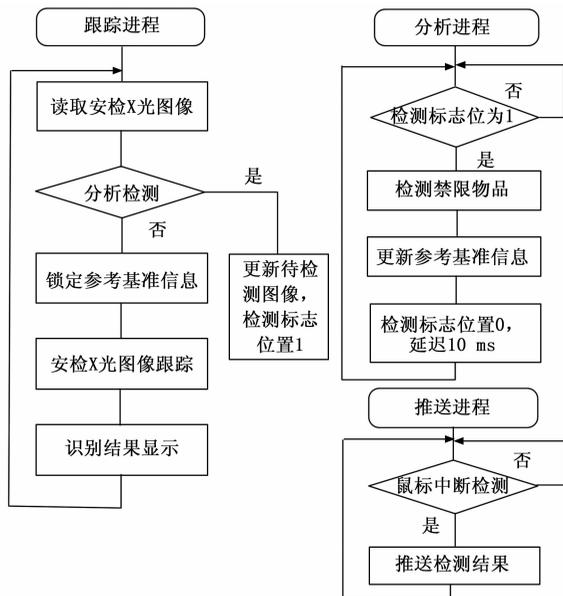


图 2 软件整体设计

多少像素, 单位为像素/秒, i 表示在算法保持稳定跟踪效果的前提下, 分析检测算法可以间隔的最大帧数, 单位为帧。

子进程为分析进程和推送进程。分析进程根据检测标志位数值, 执行禁限物品检测, 通过对每次的分析检测结果进行锁定, 保存为参考基准信息, 主进程中的跟踪算法便可根据参考基准信息进行跟踪, 降低了对分析进程实时性的要求, 分析进程仅需在 200 ms 内完成分析检测即可。分析进程采用改进的 ResNet 实现禁限物品图像的特征提取, 采用 CenterNet 算法实现禁限物品检测, 可实现手抢、刀具、扳手、钳子、剪刀、压力罐、打火机、充电宝、塑料瓶、保温杯 10 类禁限物品的检测和识别, 检测结果以目标类别、置信度、标记方框坐标进行输出。

推送进程根据键盘中断判断是否推送信息, 判图员通过指定按键操作, 可实现向外部系统平台推送检测结果的操作, 便于禁限物品信息录入和统计分析。

3 关键技术

3.1 改进的 ResNet 特征提取网络

何恺明等提出的 ResNet 网络, 已在众多图像分类算法中取得优异成绩, 并被广泛运用在目标检测算法中作为特征提取网络^[11-13]。ResNet 网络的基本单元如图 3 所示^[14]。输入张量 x , 经权重层卷积运算、relu 函数激活、权重层再次卷积运算得到张量 $F(x)$, 对 $F(x) + x$ 再次进行 relu 函数激活, 得到最终输出张量。

ResNet 网络有 18 层、34 层、50 层等多种结构形式, 为适应边缘分析端算力需求, 以 ResNet18 网络为基线, 对 ResNet 网络进行改进。改进的 ResNet 特征提取网络如图 4 所示。网络有 4 组卷积层、2 组反卷积层、1 个级联层组成。卷积层 1 由 $7 * 7 * 64$ 、步长为 2 的卷积层构成, 卷积

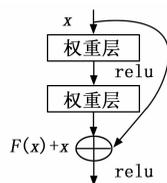


图 3 ResNet 网络的基本单元

层 2 由 2 组 $3 * 3 * 64$ 的 ResNet 网络的基本单元构成, 卷积层 3 由 2 组 $3 * 3 * 128$ 的 ResNet 网络的基本单元构成, 卷积层 4 由 2 组 $3 * 3 * 256$ 的 ResNet 网络的基本单元构成。反卷积层 1、反卷积层 2 均为上采样率为 2 的反卷积层。级联层对卷积层 2 的输出和反卷积层 2 的输出做级联操作。对归一化为 $512 * 512$ 尺寸的图像进行特征提取, 最终可得 $128 * 128 * 128$ 的特征输出。



图 4 改进的 ResNet 特征提取网络

与原始 ResNet18 网络相比, 改进的 ResNet 网络舍弃了卷积层 5, 在最终的特征输出中级联了卷积层 2 的输出。上述设计更适应安检禁限物品检测中多小目标、少大目标的数据特点, 同时降低了模型参数量、计算量^[15-16]。

3.2 CenterNet 算法禁限物品检测

CenterNet 算法为无锚点目标检测算法, 与传统的二阶段目标检测算法和一阶段目标检测算法相比, 算法舍弃了锚点框的思想, 且最终生成的预测框不需要进行非极大值抑制运算, 在保证高精度的同时, 大幅提升了检测速度, 在 coco 数据集中达到了 142 FPS 的检测速度^[17-20]。CenterNet 算法使用预测框的中心来表示目标, 在预测目标中心的基础上, 同时预测目标的分类、目标中心的偏移量以及目标的宽高, 算法原理如图 5 所示^[21]。将 $128 * 128 * 128$ 的输入特征分别送入 3 个预测分支, 用于预测目标中心点、中心的偏移量以及目标的宽高。由于特征图相比于输入图像有 4 倍的下采样率, 预测的目标中心与真实目标中心存在一个偏差, 这个偏差通过中心的偏移量预测分支进行预测

算法按检测 10 类禁限物品设计。目标中心点预测分支依次经过 $3 * 3$ 卷积层、 $1 * 1$ 卷积层、 $3 * 3$ 池化层, 得到 $128 * 128 * 10$ 的张量输出, 该张量的 10 个维度, 分别预测每一类禁限物品的中心点概率。中心的偏移量预测分支依次经过 $3 * 3$ 卷积层、 $1 * 1$ 卷积层, 得到 $128 * 128 * 2$ 的张

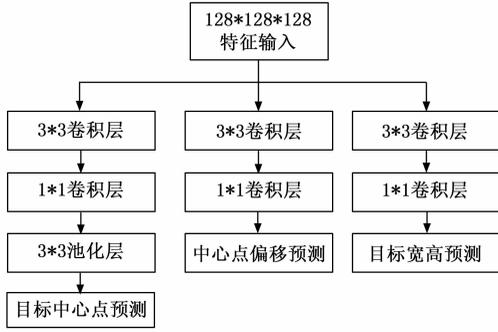


图 5 CenterNet 算法原理

量输出，该张量的 2 个维度分别预测特征图中每一个中心点相比于真实值的偏移量，2 个维度分别表示 x 方向和 y 方向的偏移。中心的宽高预测分支依次经过 3×3 卷积层、 1×1 卷积层，得到 $128 \times 128 \times 2$ 的张量输出，该张量的 2 个维度分别预测目标的宽和高。

CenterNet 的损失函数为：

$$L = L_k + L_{off} + \lambda L_{size} \quad (2)$$

式中， L_k 为中心点预测损失， L_{off} 为中心偏移预测损失， L_{size} 为目标宽高预测损失。

L_k 与 Focal Loss 函数类似，计算如下：

$$L_k = -\frac{1}{N} \sum_{xyc} \begin{cases} (1 - \hat{Y}_{xyc})^\alpha \log(\hat{Y}_{xyc}), & \hat{Y}_{xyc} = 1 \\ (1 - Y_{xyc})^\beta (\hat{Y}_{xyc})^\alpha \log(1 - \hat{Y}_{xyc}), & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中， α 、 β 为 Focal Loss 函数中的超参， N 是特征图中关键点的总数， \hat{Y}_{xyc} 为预测值，表示关键点为目标中心的概率，取值范围 $[0, 1]$ ，为真实值，采用高斯核平滑中心点附近的概率，取值范围 $[0, 1]$ 。

L_{off} 与 L_{size} 均采用 L_1 损失函数，用于计算中心偏移损失和目标宽高损失。由于预测中，宽高采用真实值，未做归一化处理，故对 L_{size} 添加了校正系数，保证 3 个分支的权重接近。

3.3 关键点差分算法

关键点差分算法的目的是实现禁限物品的目标跟踪。视觉目标跟踪指在一个视频序列中，给定第一帧目标区域，在后续帧中自动匹配到该目标区域的任务^[22]。视频目标跟踪算法大多基于粒子滤波、均值漂移、孪生网络等技术，这些算法为适应场景遮挡、光照变化、物体本身形变等复杂因素，均有大量复杂计算，无法满足系统目标跟踪实时性要求。因此，分析安检 X 光图像的生成机制和特点，设计关键点差分算法。

安检仪生成安检 X 光图像的方式与摄像机生成视频信号的方式不同。摄像机生成的视频信号，每一帧的整幅画面都是重新曝光生成的，即使是完全静止的画面，每一帧图像中的相同位置的像素值也会有差异。安检 X 光图像是通过安检仪探测器扫描产生，数据以列信号方式生成，即随着待检测物体在安检传送带的传送，逐列增量产生新的数据信号，故连续安检 X 光图像中的相同画面部分，像素

数值完全相同。安检 X 图像的的这一特点，使得安检 X 光图像的跟踪算法可通过像素差值对齐的方式进行设计，大幅降低运算量。

安检仪显示器画面示意如图 6 所示，由于安检画面为左右移动，且有效信息通常在画面中央，故可选取画面中间直线位置的一组像素作为关键点 f ，表示该幅画面。对于两幅临近时刻的画面，通过计算两幅画面的偏移量，再根据偏移量调整禁限物品坐标，便可实现禁限物品的目标跟踪。若画面宽高分别为 W 和 H ，跟踪范围为 R ，则偏移量 off 计算公式如下：

$$off = Argmin(Sum | Loop_{-R,R} (f_1) - f_2 |) \quad (4)$$

式中， f_1 为画面 1 的关键点， f_2 为画面 2 的关键点， f_1 和 f_2 均为 1 个覆盖 R 、 G 、 B 3 个通道的三维数组，数组中数值取值范围为 $0 \sim 255$ 。Loop() 函数表示对关键点 f_1 依次做偏移，偏移量遍历 $(-R, R)$ 区间，Sum 为求和函数，对关键点的差值的绝对值求和，Argmin() 函数返回所有求和中最小值对应的偏移量，该偏移量即为画面 1 和画面 2 的相对偏移量。

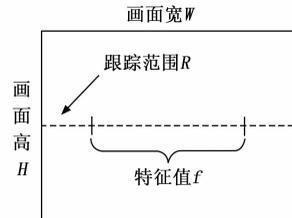


图 6 安检仪显示器画面

3.4 报警图像推送

为支持报警图像、报警信息的导出，方便处置登记，设计推送进程。推送进程采用独立进程设计，通过检测键盘中断，在判图员按下指定按键时，向外发送报警图像，以及报警时间、禁限物品类别、禁限物品置信度等报警信息。报警图像及报警信息通过 socket 连接的方式，以流的形式进行发送。

4 实验结果与分析

辅助分析装置操作系统为 Ubuntu16.04，软件采用 python3.7 实现。多进程基于 multiprocessing 包实现；安检 X 光图像数据采集基于 cv2 包中的 VideoCapture 类实现；改进的 ResNet 网络及 CenterNet 算法基于 pytorch1.7 实现；算法 GPU 加速基于 Cuda10.1 和 Cudnn7.6 实现；关键点差分算法基于 numpy 包实现；报警图像推送基于 cv2 包中的事件函数实现。

4.1 禁限物品识别检测

禁限物品识别模型基于铁路安检数据集训练，该数据集包含简单背景、复杂背景下共 10 类禁限品的 10 000 张图像，禁限物品种类包括：手枪、刀具、扳手、钳子、剪刀、压力罐、打火机、充电宝、塑料瓶、保温杯。选取数据集中 70% 为训练集，30% 为测试集，模型训练采用 SGD 优化

器, 超参设置如下: 初始学习率 0.005, 训练 100 轮, 学习率在第 60 轮和第 90 轮分别衰减至 1/10, 训练 *batch* 设置为 16, 采用平均精度 (*mAP*) 作为评价指标。测试损失函数中取值的影响, 实验结果见表 2。

表 2 不同取值的 *mAP*

λ 取值	<i>mAP</i> /%
0.02	82.2
0.1	84.8
0.2	81.1

故 λ 取值为 0.1 时, 模型取得最高精度, 为 84.8%。在 λ 取值为 0.1 时, 采用原 ResNet18 网络进行特征提取, 与改进的 ResNet18 网络进行对比, 实验结果见表 3。

表 3 与原 ResNet18 网络对比

卷积网络	<i>mAP</i> /%
原 ResNet18	82.2
改进的 ResNet18	84.8

本文改进的 ResNet18 网络相比原 ResNet18 网络精度提高 2.5%。部分禁限物品检测结果如图 7、图 8 所示。在图 7 中, 算法检测出 2 个禁限物品, 分别为扳手和钳子, 置信度分别为 0.86 和 0.99。在图 8 中, 算法检测出 1 个禁限物品, 为剪刀, 置信度 1.00。



图 7 禁限物品检测结果

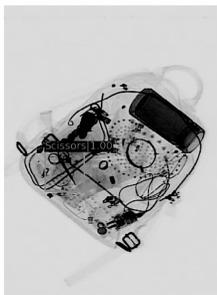


图 8 禁限物品检测结果

4.2 跟踪进程

铁路车站常见安检仪的分辨率为 1 280 × 1 024, 60 Hz 刷新率, 在该输入条件下, 实验不同参数组合的关键点差分算法。对关键点差分算法中的主要参数关键点 *f*、跟踪范围 *R*、抽样率进行控制变量测试, 以选取验证最优参数组

合。对不同的关键点 *f* 长度, 实验跟踪效果, 实验结果见表 4。

表 4 不同 *f* 长度的跟踪效果

关键点 <i>f</i> 长度/像素	跟踪效果
200	无法跟踪
400	跟踪不稳定
600	稳定跟踪
800	稳定跟踪
1 000	稳定跟踪

上述实验表明, 关键点 *f* 长度在 600 像素以上时, 算法可稳定跟踪目标。通过分析关键点差分算法可知, 算法在做跟踪运算时, 需对关键点 *f* 做左右平移和做差运算, 左右平移的最大范围即为跟踪范围 *R*, 因此关键点 *f* 长度与跟踪范围成负相关, 故在满足跟踪效果要求时, *f* 取值应尽量小, 以保证算法有尽可能大的跟踪范围。综上, *f* 最优取值为 600 像素。在 *f* 为 600 像素时, 实验跟踪算法在不同跟踪范围 *R* 下的跟踪耗时, 实验结果见表 5。

表 5 不同 *R* 的跟踪耗时

跟踪范围 <i>R</i> /像素	跟踪耗时/ms
50	0.75
100	1.5
200	3.0
300	4.5

分析上述结果, 跟踪耗时与跟踪范围成整比, 这是由于跟踪范围的大小等同于运算处理的循环次数。从实验结果可以看出, 在跟踪范围为 300 像素时, 单次运算耗时为 4.5 ms, 满足处理时效性要求。为进一步提高算法速度, 尝试对关键点 *f* 进行等间隔抽样, 在 *f* 为 600 像素, *R* 为 300 像素条件下进行实验, 实验结果见表 6。

表 6 不同抽样率的对比

关键点 <i>f</i> 抽样率	跟踪耗时/ms	跟踪效果
1	4.5	稳定跟踪
0.5	4.1	稳定跟踪
0.2	4.0	稳定跟踪
0.1	3.8	稳定跟踪
0.05	3.7	跟踪不稳定

分析上述结果, 对 *f* 抽样可进一步降低跟踪耗时, 但下降不多。进一步分析, 发现抽样函数本身会耗时, 虽然抽样后, 算法总循环次数降低了, 但是抽样过程消耗了大量时间, 因此抽样对跟踪算法耗时降低有限。在抽样率为 0.1 时, 跟踪耗时 3.8 ms, 是稳定跟踪实验组中耗时最低的。故跟踪算法的最优参数为: *f* 取 600 像素、*R* 取 300 像素、抽样率取 0.1。

4.3 整机测试

按硬件参数设计定制工控机, 整机采用小型化设计,

尺寸为 23.5 cm × 18.0 cm × 13.2 cm。对整机在车站进行现场测试, 辅助分析装置与安检仪通过 DVI 接口连接。采用车站收缴的刀、剪刀、打火机、压力罐、扳手等禁限物品实物测试装置报警准确率。将禁限物品装入书包、行李箱等, 进行过机测试, 干扰物为笔记本电脑、衣服、书籍、电子产品、食品等, 统计分析检测的准确率, 车站现场测试情况如图 9 所示。



图 9 车站现场测试

整机测试采用准确率、漏报率指标进行评价, 准确率、漏报率定义如下:

$$\text{准确率} = \frac{\text{报警正确总数}}{\text{报警禁限物品总数}}$$

$$\text{漏报率} = \frac{\text{漏报禁限物品总数}}{\text{待测禁限物品总数}}$$

测试分单禁限品简单背景和多禁限品复杂背景 2 组, 各 100 个测试包裹。单禁限品简单背景测试中, 每个包裹仅放置 1 件禁限物品, 不超过 3 件干扰物。多禁限品复杂背景测试中, 每个包裹中放置不少于 2 件禁限物品, 不少于 5 件干扰物, 且刻意堆叠摆放。测试中, 辅助分析装置的报警阈值设置为 0.7, 即对于置信度大于 0.7 的目标进行标记和报警。经车站现场测试, 辅助分析装置在单禁限品简单背景测试中, 报警准确率为 99%, 漏报率为 2%, 检测速度为 60; 在多禁限品复杂背景测试中, 报警准确率为 85%, 漏报率为 5%, 检测速度为 60; 平均准确率为 92%, 漏报率为 3.5%, 检测速度为 60, 测试结果见表 7。

表 7 车站现场测试

测试类型	准确率/%	漏报率/%	检测速度/(帧/秒)
单禁限品简单背景	99	2	60
多禁限品复杂背景	85	5	60
平均	92	3.5	——

分析装置在复杂背景下的表现与简单背景下存在较大差距。分析实验数据, 发现算法对复杂背景存在较多误判, 拉低了算法准确率。在复杂背景中, 多种目标混合重叠, 对算法干扰较大, 尤其是笔记本电脑目标, 由于笔记本电脑有较大的金属和电路板区域, 产生了大量纹理纹路复杂的蓝色背景, 贡献了较多误判。

下一步, 将从以下方面对装置进行改进: 1) 对训练数据集中添加笔记本电脑等非禁限物品, 扩充数据集, 以进一步提升模型在复杂背景下的性能; 2) 不断扩充数据集, 并加入多种品牌型号安检仪的安检图像, 持续迭代模型, 提升精度。

5 结束语

为解决铁路安检高度依赖人工判图, 时有发生漏报的问题, 基于智能识别技术和多进程思路设计了铁路安检辅助分析装置, 并对识别检测算法和跟踪算法进行了深入研究。经车站试点测试, 辅助分析装置可适配多品牌安检仪, 部署实施方便, 报警准确率达 92%, 漏报率为 3.5%, 安检画面达 60 FPS, 满足车站使用需求。辅助分析装置可辅助安检判图员作业, 提升整体安检质量, 促进安检作业提质增效。

参考文献:

- [1] 张秋亮, 唐 雯, 杨 栋. 基于智能识别技术的铁路旅客运输安全检查管理信息系统 [C] // 第十六届中国智能交通年会科技论文集, 2021: 275-282.
- [2] 梁添汾, 张南峰, 张艳喜, 等. 违禁品 X 光图像检测技术应用研究进展综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (16): 74-82.
- [3] 张积存, 费继友, 宋雪萍, 等. 基于深度学习的 X 光图像智能审像系统 [J]. 计算技术与自动化, 2021, 40 (2): 125-130.
- [4] GAUS Y F A, BHOWMIK N, BRECKON T P. On the use of deep learning for the detection of firearms in x-ray baggage security imagery [C] // IEEE Symposium on Technologies for Homeland Security (HST 2019), IEEE, 2019.
- [5] 郭守向, 张 良. Yolo-C: 基于单阶段网络的 X 光图像违禁品检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58 (8): 67-76.
- [6] 朱 成, 李柏岩, 刘晓强, 等. 基于 YOLO 的违禁品检测深度卷积网络 [J]. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2021, 44 (9): 1198-1203.
- [7] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 39 (6): 1137-1149.
- [8] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector [C] // European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2016.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [10] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017 (99): 2999-3007.
- [11] 郑 凯, 李建胜, 杨戩峰, 等. 天绘一号卫星遥感影像云雪检测的 ResNet 与 DeepLabV3+ 综合法 [J]. 测绘学报, 2020, 49 (10): 1343-1353.
- [12] 李凯明, 孔月萍, 张跃鹏, 等. 基于改进卷积神经网络的山顶点识别研究 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (11): 154-158.

(下转第 49 页)