

文章编号: 2095-4980(2025)05-0532-08

小样本长尾分布毫米波安检图像的目标识别

赵文联^{a,b,c}, 安健飞^{a,b}, 陈仁爱^{a,b}, 崔振茂^{a,b}, 邓佩佩^{a,b}, 吴强^{a,b}
刘杰^{a,b}, 成彬彬^{a,b}, 喻洋^{*a,b}

(中国工程物理研究院 a. 电子工程研究所, 四川 绵阳 621999; b. 微系统与太赫兹研究中心, 四川 成都 610200;
c. 研究生院, 北京 100088)

摘要: 毫米波安检图像的数据量少, 对于不常见种类的危险物体数据量更少, 同时数据呈长尾式分布。安检要求检出速度快, 现有深度学习还不能完全适用于毫米波安检图像数据集。为满足日常安检, 本文基于 YOLOv5 算法对毫米波安检雷达的人体隐藏目标的成像进行特征提取。首先对 YOLOv5 的算法框架进行研究, 提出 Focal CIoU 损失函数对样本进行重加权, 减少长尾效应; 之后对数据集进行处理, 将目标裁剪之后随机粘贴进现有图片以扩充和平衡各个种类之间的数据量, 达到重采样目的; 最后引入压缩激励网络 (SENet) 注意力机制, 提高目标识别准确度。验证结果表明, 本文方法的人体隐藏目标平均精确度均值 (mAP) 达到 85.4%, 较原始 YOLOv5 算法有 4.7% 的提升, 满足日常使用场景的检测。

关键词: 毫米波雷达; 人体安检; 目标识别; 深度学习

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

DOI: 10.11805/TKYDA2023365

Target recognition of millimeter-wave security inspection images with small-sample long-tail distribution

ZHAO Wenlian^{a,b,c}, AN Jianfei^{a,b}, CHEN Ren'ai^{a,b}, CUI Zhenmao^{a,b}, DENG Peipei^{a,b}, WU Qiang^{*a,b},
LIU Jie^{a,b}, CHENG Binbin^{a,b}, YU Yang^{*a,b}

(a. Institute of Electronic Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang Sichuan 621999, China;
b. Microsystem and Terahertz Research Center, China Academy of Engineering Physics, Chengdu Sichuan 610200, China;
c. Graduate School of China Academy of Engineering Physics, Beijing 100088, China)

Abstract: The data volume of millimeter-wave security imaging is relatively small, and the data volume for uncommon types of dangerous objects is even smaller, with the data exhibiting a long-tail distribution. Security inspection requires fast detection speed, and existing deep learning methods are not yet fully applicable to millimeter-wave security imaging datasets. To meet the needs of daily security inspection, a method based on the YOLOv5 algorithm is proposed for feature extraction of human hidden targets in millimeter-wave security radar imaging. Firstly, the YOLOv5 algorithm framework is studied, and a Focal CIoU loss function is proposed to re-weight the samples and reduce the long-tail effect. Next, the dataset is processed by cropping the targets and randomly pasting them into existing images to expand and balance the data volume among different categories, achieving the purpose of resampling. Finally, the Squeeze-and-Excitation Network (SENet) attention mechanism is introduced to improve the accuracy of target recognition. The validation results show that the mean Average Precision (mAP) of human hidden targets using the proposed method reaches 85.4%, which is a 4.7% improvement compared to the original YOLOv5 algorithm. This performance meets the detection requirements for daily usage

收稿日期: 2023-11-14; 修回日期: 2024-01-15

引用格式: 赵文联, 安健飞, 陈仁爱, 等. 小样本长尾分布毫米波安检图像的目标识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025, 23(5): 532-539. DOI: 10.11805/TKYDA2023365.

Citation format: ZHAO Wenlian, AN Jianfei, CHEN Ren'ai, et al. Target recognition of millimeter-wave security inspection images with small-sample long-tail distribution[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025, 23(5): 532-539. DOI: 10.11805/TKYDA2023365.

scenarios.

Keywords: millimeter wave radar; human security check; target recognition; deep learning

主动式毫米波成像是人体安检的重要手段，基于毫米波图像的目标识别技术是决定毫米波安检仪应用效果的关键环节。近年来，随着人工智能技术的发展，目标识别算法，如基于区域的快速卷积神经网络(Faster Region-based Convolutional Neural Network, Faster R-CNN)、单次多目标检测(Single Shot Multibox Detector, SSD)以及单次目标检测(You Only Look Once, YOLO)的面世，人工智能在毫米波雷达、X光以及合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)成像识别方面应用也越来越广泛。但由于毫米波雷达成像颜色单调，背景单一，数据呈长尾分布，容易造成物品漏检，仍需进行人为干预保证没有危险物品的漏检。

2016年，为了让训练和检测在一个单独的网络中开展，Redmon等^[1]提出了YOLO算法并利用单网络结构。该算法将物体的检测问题看作回归关系，对目标区域进行定位和分类；2017年，Redmon等^[2]针对YOLO在召回和定位方面的问题提出了YOLOv2。YOLOv2在保持速度提升的同时，使用聚类思想生成锚点，同时对输入的训练图像的尺寸不做要求，网络的鲁棒性得到了改善。2018年，Redmon等^[3]在YOLOv2架构的基础上对网络结构进行优化，提出了YOLOv3，在保持高速检测的同时，引入多尺度特征对检测小目标等对象的准确性有进一步的提升。2020年，BOCHKOVSKIY等^[4]总结了大部分检测技巧，经过筛选、排列组合实验之后，提出了YOLOv4。同年，Ultralytics公司发布的YOLOv5^[5]对YOLOv4进行了轻量化，以及针对小目标识别进行优化。在图像识别方面，2019年，余亚萍^[6]提出的基于数据处理、特征层面的数据增强丰富了枪、火药等少数样本数，并使用YOLOv3进行图像识别，其识别速度和准确率都相对较低，不满足安检行业的需求。2021年，王葛、朱艳等^[7]提出使用主要基于非极大值抑制Faster R-CNN算法进行图像识别，能够提高黏连图像的处理精确度，整体识别准确率较高，但因算法固有的空间和时间资源消耗太大，同时预测框和真实框偏移较多，在实时性场合性能不算优秀。2022年，周敏^[8]提出基于改进YOLOv4的图像识别技术，将YOLOv4的CIoU改进为Focal EIou实现针对刀和枪的危险品检测，并达到较快的速度；曾文健等^[9]提出非对称特征注意力和特征融合的检测方法实现对手机和刀的检测，但他们的检测种类较少，不能满足日常情景下对所有物品的检测，且不能排除将其他常见物品误检的可能性。

针对上述问题，本文基于YOLOv5调整损失函数对样本进行重加权抵消长尾效应带来的影响，同时通过增加数据集的数据量平衡类别间的数据分布，最终加入注意力机制满足对危险物品和日常物品的日常检测。

1 目标识别算法模型

1.1 YOLOv5 算法原理

YOLO系列算法不同于Faster RCNN，它将目标识别问题化为两步：先对生成候选框中的物体进行分类，再对目标位置进行预测。YOLOv5是基于深度学习的回归方法，网络结构主体分为输入端(input)，骨干网络(backbone)，颈部(neck)和检测头(head)，如图1所示。其中骨干网络负责提取特征信息；颈部可高效地将骨干网络提取的信息传入检测头；检测头负责预测物体的类别和边界。相比于Faster RCNN和SSD，YOLO有更快的检测速度、更强的通用性以及更低的背景误检率。图1中SPPF为快速空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling Fast)，C3为包含3层卷积结构的全局上下文感知网络(Cross Stage Partial Network, CSPNet)，其结构如图2所示。

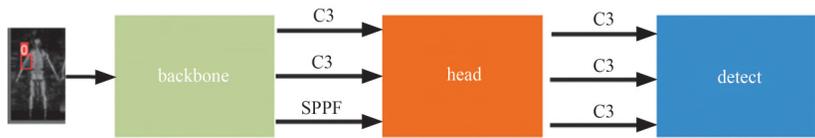


Fig.1 YOLOv5 network structure
图1 YOLOv5网络结构

YOLOv5相较于YOLOv4改进很小，YOLOv5将应用在YOLOv4的CSPNet应用在颈部，能够更好地实现特征融合。在保证与YOLOv4基本相同的准确率的前提下实现了更快的检测速度。

1.2 损失函数改进与样本重加权

Yolov5使用的损失函数为CIoU(Complete Intersection over Union) loss，由于毫米波安检图像的数据分布不平衡，个别种类的样本占比非常少。为平衡不同种类间样本数量的差异，将Focal loss^[10]与CIoU结合形成适用于安

检仪图像的损失函数。由于 YOLOv5 属于 one stage 检测算法，不同于 two stage 检测算法，过多不包含检测物体的候选框成为了负样本，导致正负样本不平衡。本文引入 Focal loss^[10](以 l_{Focal} 表示)以减少易分类负样本的权重，增加难分类样本的权重。

$$l_{Focal} = \begin{cases} -\alpha(1-p_t)^\gamma \log p_t, & y=1 \\ -(1-\alpha)p_t^\gamma \log(1-p_t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中： α 和 γ 为常数； p_t 为目标的置信度； y 为预测目标置信度的正确目标框。

CIOU loss 为 YOLOv5 中目标框回归的损失函数，其将目标框的纵横比纳入考量范围内，在 IoU 的基础上加入了惩罚项，在获得更快的收敛速度的同时使预测框和真实框更加相近。惩罚项为：

$$R_{CIOU} = \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (2)$$

式中： b 和 b^{gt} 分别为预测框和真实框的位置； ρ 为 2 个框中心位置的欧氏距离； c 为同时能包含 2 个框的最小方形的对角线长度； αv 用来衡量预测框的长宽比和真实框的长宽比的拟合程度：

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right) \quad (3)$$

$$\alpha = \frac{v}{1 - R_{IoU} + v} \quad (4)$$

式中： w^{gt} 和 h^{gt} 为真实框的宽和高； w 和 h 为预测框的宽和高； R_{IoU} 为预测框和真实框之间的交并比(Intersection over Union, IoU)。则 CIOU 损失函数(l_{CIOU})可表示为：

$$l_{CIOU} = 1 - R_{IoU} + R_{CIOU} \quad (5)$$

对于分类损失，YOLOv5 使用交叉熵损失函数(l_{class})：

$$l_{class} = C^{gt} \log C_p - (1 - C^{gt}) \log(1 - C_p) \quad (6)$$

式中： C^{gt} 为目标类别的真实数据； C_p 为目标类别的置信度。则总 loss 改进为：

$$l_{total} = l_{CIOU} + l_{Focal} + l_{class} \quad (7)$$

1.3 注意力机制的引入

由于数据集样本量较少，训练模型的准确率有限。为提高毫米波雷达安检图像识别的准确率，引入注意力机制。注意力机制是一种将有限的计算资源分配给更重要任务的资源分配手段，可有效减少资源，提高神经网络的效率和准确性。本文在 YOLOv5L 模型的检测头加入 3 层压缩激励网络(Squeeze and Excitation Networks, SENet)注意力机制。更改后的 YOLOv5L 检测头如图 3 所示，将 SENet 添加在检测头的 Concat 模块之后，在 Concat 将各个通道叠加，使用 SENet 对各个通道的重要性进行学习，最后用于检测，以提高网络的性能和稳定性，达到提升模型精确度的目的。

SENet 结构示意图^[11]如图 4 所示，SE 注意力机制共分为 3 个步骤，分别为压缩(Squeeze)、激励(Excitation)和加权。其中压缩将二维通道 $[H, W]$ 压缩为 1 个实数，则神经网络得到的特征图从 $[h, w, c]$ 变为 $[1, 1, c_1]$ (其中 h, w, c 为 H, W, C 三个通

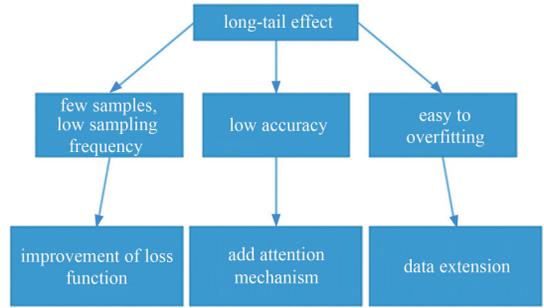


Fig.2 Impact and solutions brought by the long tail effect
图2 C3网络结构

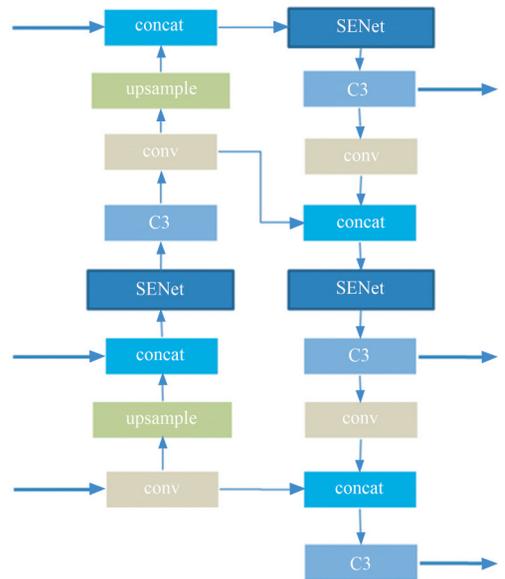


Fig.3 YOLOv5 head after the improvement
图3 更改后的 YOLOv5 检测头

道的通道数); 然后进行激励, 通过 2 个全连接层对各个通道的相关性进行学习, 对每个通道赋予 1 个权重得到 $[1, 1, c_2]$; 最后将这个权重与之前的特征图进行加权, 文献[12]采用乘法加权, 即 $[h, w, c]*[1, 1, c_2]$ 。

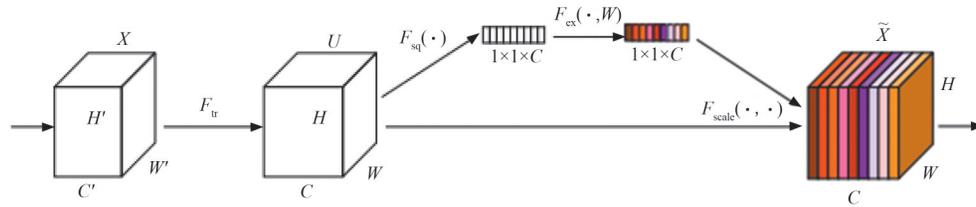


Fig.4 Network structure of SENet
图 4 SENet结构示意图

2 数据集

本文数据采集使用工作在 Ka 波段, 波形为线性调频波段, 瞬时带宽为 5 GHz, 成像分辨率为 $5 \text{ mm} \times 5 \text{ mm}$ 的安检仪, 采集的数据集为刀类(K)、枪类(G)、易燃易爆物品(B)、日常物品(D)以及工具类(C)5 个大类, 细分为 27 种不同小类, 其中刀类为 8 个小类; 枪类为 1 小类; 易燃易爆物品为 4 个小类; 日常用品为 7 个小类; 工具类为 7 个小类。数据集共 5 696 张, 如图 5 所示, 随机选取其中的 4 572 张作为训练集, 剩余为测试集。

从图 5 可以看到, 数据主要集中在工具类和刀类, 而枪类、日常用品类的数据非常少, 各只占训练集的 5%, 对于这两类物体的数据采样频率相比于其他物体低很多, 同时其余 3 类物品的占比也非常不均匀, 总样本量也非常少, 需进行数据增强缓解数据分布不平衡带来的长尾效应, 并减少数据量不足带来的过拟合风险。

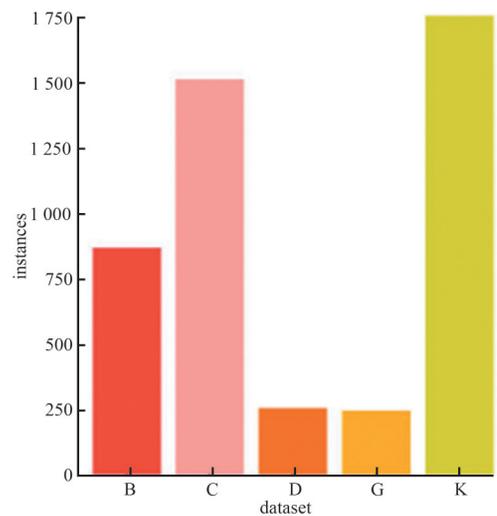


Fig.5 Dataset distribution
图 5 数据集各类分布

2.1 对目标物体的分割

使用分割一切模型(Segment Anything Model, SAM)算法^[13]

将图像中的目标物体进行分割, 如图 6 所示。能够做到零样本泛化, 即不需要对图像进行训练就可直接完成分割工作, 适合数据预处理。该模型主要由 3 部分构成: 图像编码器、快速提示编码器、掩码解码器。其中图像编码器使用 ViT-H 对图像进行编码以供掩码解码器使用; 快速提示编码器则将 4 种工作模式(点、目标框、文本和掩码)中所选择的模式进行编码; 最后将图像编码、工作模式编码都传输到掩码解码器, 完成最后的分割工作。

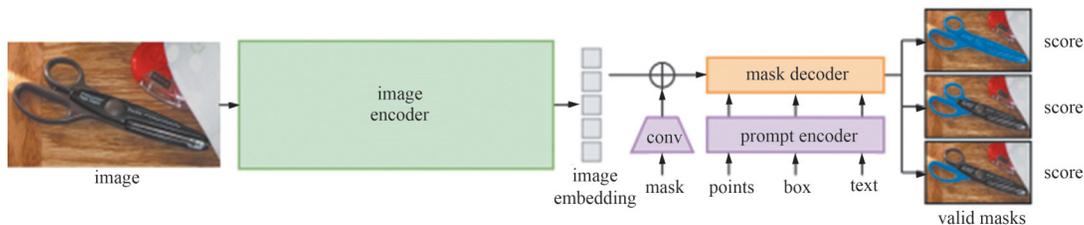


Fig.6 SAM network structure
图 6 SAM算法模型

快速提示编码器采用点工作模式, 人工点取需要分割的目标物, 将数据集中的目标物体进行分割。图 7 为分割后的目标物图像, 输出格式为 ARGB(Alpha、Red、Green、Blue), 可看到毛边较少, 同时分割出的图像完整清晰包含 mask 信息。

2.2 数据增强策略

图 5 所示的数据集分布非常不均匀, 同时数据量很少。为平衡样本, 增加数据量。本文使用 SAM^[13]将图片中的目标物体进行分割, 再将分割的目标以不同的比例填充, 扩充数据量和平衡数据集分布。

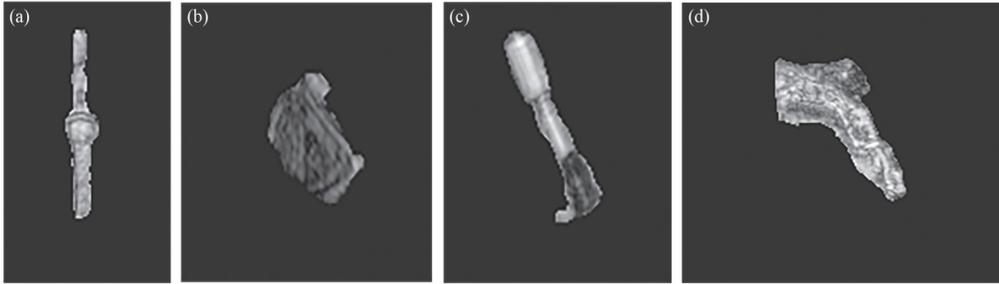


Fig.7 Instance after segmentation

图7 分割后的目标实例

由于一个神经网络在欠训练的情况下会将位移或是旋转过的同一物体当做不同物体进行训练，这样对于分割出的物体进行平移旋转，神经网络会认为这是一个新样本，可实现对数据集的扩充，直到目标达到不变性。即对不同位移、光照、大小、视角都能实现识别。

本文将分割出的目标以随机角度、随机位置填充到图片中，实现数据集的扩充。分别将数据集扩充至 20 000 个实例、15 000 个实例和 10 000 个实例，形成 3 个数据集，验证数据增强的效果。扩充后的图片如图 8 所示，可以看出，扩充后的训练集各个样本间的实例量更加平衡，可以减少因为样本不均衡导致的长尾效应，同时可减少数据集采集时样本分布固定带来的过拟合风险，增加模型的鲁棒性。

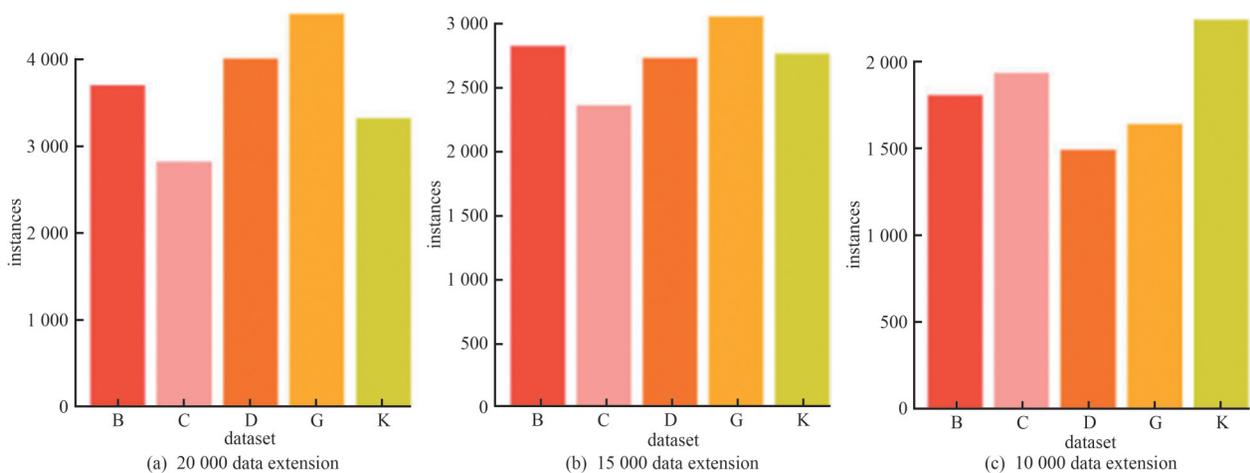


Fig.8 Dataset distribution after data expansion

图8 数据扩充后各类数据分布

如图 9 所示，数据扩充后毛刺少，与原始图片融合效果好，同时填充目标不再局限于人体上。拥有不同的背景可以减少过拟合风险，同时增强泛化能力。

3 实验结果

3.1 训练方法和评价指标

采用平均精确度均值(mean Average Precision, mAP, 以 α_{mAP} 表示)作为评价指标:

$$\alpha_{mAP} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \alpha_{AP,k} \quad (8)$$

式中: n 为种类个数, 本文中 $n=5$; $\alpha_{AP,k}$ 为第 k 类的平均精确度。

采用表 1 的训练策略, 使用 YOLOv5L 进行训练, 同时使用 YOLOv5L 的预训练权重进行训练。其中 A1 为原始模型, A2 为加



(a) before (b) after

Fig.9 Data comparison before and after data expansion
图9 数据扩充前后数据对比

入损失函数改进后的模型，B1~B3 分别为数据集中样本扩充至 10 000、15 000 和 20 000 的模型，C 为加入 SENet 后的模型(本文算法模型)。最后将 3 种模型通过划分好的测试集得到评价指标。

表 1 各模型训练策略
Table1 Training strategies

model	data expansion	Focal CIoU	SENet
A1	-	-	-
A2	-	√	-
B1	10 000	√	-
B2	15 000	√	-
B3	20 000	√	-
C	-	√	√

模型均采用随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent, SGD)优化器，模型详细参数为：图像 batchsize 为 104；初始学习率为 0.1；权重衰减为 0.000 5；动量因数为 0.937；IoU 阈值为 0.4；训练 400 轮，100 轮没有提升则提前停止训练。

3.2 实验结果分析

模型训练过程中 mAP 变化如图 10 所示，其中横坐标代表训练轮次，纵坐标代表 mAP，为防止过拟合，在 100 轮训练没有提升之后停止训练，可视作 mAP 已经收敛不再提升。

对以上模型进行训练，结果如表 2 所示，以 A1 模型为基准，对比 A1 和 A2 可以看出，在收敛情况下使用改进的 Focal CIoU 损失函数，mAP 提升了 0.9%，验证了损失函数改进的有效性，故将修改后的损失函数用于数据扩充的有效性验证，即以 A2 为基准。

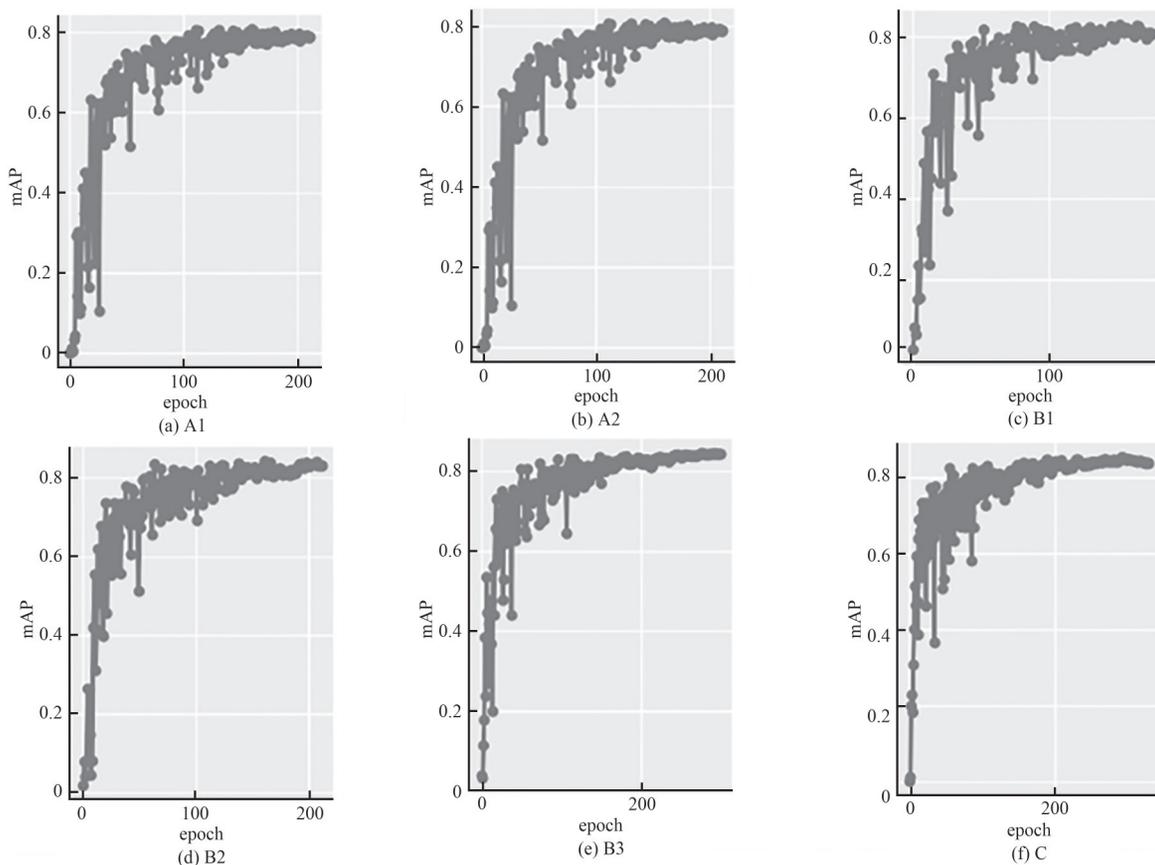


Fig.10 Changes of mAP for each model in training
图 10 训练中各模型 mAP

表2 各模型mAP和各类AP(单位:%)
Table2 mAP and AP of each model(unit:%)

model	epoch	mAP	AP of each dataset				
			B	C	D	G	K
A1	213	80.7	78.0	68.2	87.1	96.8	73.5
A2	299	81.6	80.7	72.0	90.6	94.6	70.1
B1	176	82.6	79.6	74.1	89.2	94.0	76.4
B2	212	83.1	83.0	73.9	89.3	92.1	77.0
B3	299	84.5	83.2	78.7	85.8	94.5	80.8
C	329	85.4	81.1	78.7	90.4	95.8	81.0

由 B1~B3 模型的 mAP 可看出, 在数据量扩充为 10 000 时, mAP 提升 1%, 且训练速度有明显提升; 数据量扩充为 15 000 时, mAP 相较于数据量扩充为 10 000 时提升 0.5%, 同时训练速度较快; 数据量扩充为 20 000 时, mAP 相较于 15 000 数据量提升 1.3%, 相较于没有进行数据扩充时提升了 2.9%, 相较于基准提升了 3.8%。

C 模型在检测头中加入了注意力机制, 需要迭代的次数增加了, mAP 相较于 B3 即没有使用注意力机制时提升了 0.9%, 验证了 SENet 的有效性。其检测结果如图 11 所示。本文算法对人体隐藏目标识别的正确率共提升了 4.7%。相较于基准各个类别都有明显的提升。

4 结论

针对毫米波安检仪人体隐藏目标识别, 本文提出了基于 YOLOv5 的改进算法, 使用更复杂的网络结构和更适合数据集的损失函数, 同时将目标提取并随机剪裁加入已有实例中实现对数据集的扩充, 使数据集更加平衡。验证结果表明, 本文提出算法对毫米波安检仪人体隐藏目标的 mAP 达到 85.4%, 较原始 YOLOv5 模型提升了 4.7%, 基本满足实际使用场景的需求。但由于模型检测头加入了 3 层注意力机制, 提高了运算量, 同时数据集扩充使用的是实际图片中已有的实例验证其有效性, 后续将采用新采集的实例数据融合旧的人体隐藏目标, 减少数据采集的工作量。

参考文献:

- [1] 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). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [2] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 6517-6525. DOI: 10.1109/CVPR.2017.690.
- [3] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J/OL]. arXiv, 2018-04-08.
- [4] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO4: optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. arXiv, 2020-05-23.
- [5] YOLOV5:v7.0. YOLOV5 sota realtime instance segmentation[EB/OL]. (2023-01)[2023-11]. <https://www.ultralytics.com/zh/yolo>.
- [6] 余亚萍. 基于深度学习的非平衡小样本异物检测识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019. (YU Yaping. Research on foreign object detection and recognition technology of unbalanced small sample based on deep learning[D]. Xi'an, China: Xidian University, 2019.) DOI: 10.7666/d.D01905717.
- [7] 王葛, 朱艳, 沈韬, 等. 基于改进 Faster R-CNN 算法的太赫兹安检图像识别检测[J]. 太原理工大学学报, 2021, 52(2): 292-299. (WANG Ge, ZHU Yan, SHEN Tao, et al. Recognition and detection of terahertz security images based on an improved faster R-CNN network algorithm[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2021, 52(2): 292-299.) DOI: 10.16355/j.cnki.issn1007-9432tyut.2021.02.018.

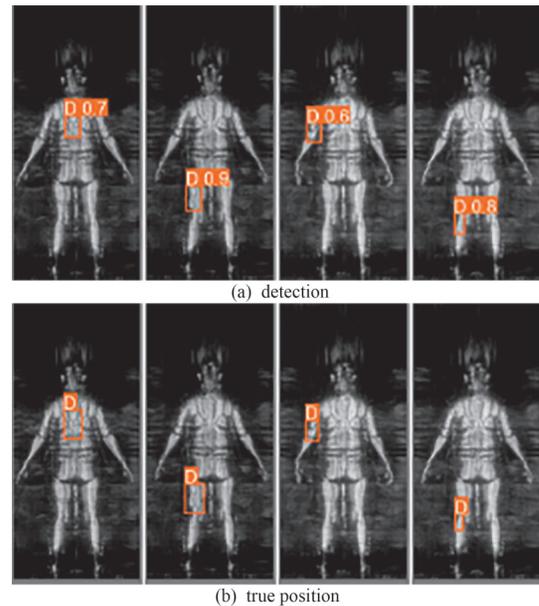


Fig.11 Detection results of model C
图 11 模型 C 检测结果

- [8] 周敏. 基于 Focal-EIOU 函数的被动式太赫兹图像违禁物品识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022,20(8):810-816. (ZHOU Min. Detection of prohibited objects in passive terahertz images based on Focal-EIOU loss function[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022,20(8):810-816.) DOI:10.11805/TKYDA2021269.
- [9] 曾文健,朱艳,沈韬,等. 面向非对称特征注意力和特征融合的太赫兹图像检测[J]. 中国图象图形学报, 2022,27(8):2496-2505. (ZENG Wenjian,ZHU Yan,SHEN Tao,et al. Terahertz image detection combining asymmetric feature attention and feature fusion[J]. Journal of Image and Graphics, 2022,27(8):2496-2505.)
- [10] 高羽,熊一瑾,叶建成. 针对长尾问题的二重加权多音字消歧算法[J]. 中文信息学报, 2022,36(11):169-176. (GAO Yu,XIONG Yijin, YE Jiancheng. Double-weighted disambiguation algorithm for long-tail polyphone problem[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2022,36(11):169-176.) DOI:10.3969/j.issn.1003-0077.2022.11.017.
- [11] HU Jie, LI Shen, SUN Gang. Squeeze-and-Excitation Networks[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City,UT,USA:IEEE, 2018:7132-7141. DOI:10.1109/CVPR.2018.00745.
- [12] PARVATHA R S, PARVATHA T, APARANJI G S, et al. Signature based radar target classification[C]// 2021 International Conference on Recent Trends on Electronics. Bangalore,India:IEEE, 2021:873-879. DOI:10.1109/RTEICT52294.2021.9573912.
- [13] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything[J/OL]. arXiv, 2023-04-05.

作者简介:

赵文联(1999-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理 .email:710804774@qq.com.

安健飞(1979-), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

陈仁爱(1992-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

崔振茂(1990-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

邓佩佩(1990-), 女, 博士, 副研究员, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

吴强(1991-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

刘杰(1978-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

成彬彬(1981-), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

喻洋(1985-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为太赫兹雷达技术及其探测与成像研究.

(上接第 531 页)

- [5] 吴健,沈文辉,杨康,等. 新型 X 波段圆极化介质谐振器天线[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(1):84-86, 93. (WU Jian, SHEN Wenhui, YANG Kang, et al. Novel X-band circularly polarized dielectric resonator antenna[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017, 15(1): 84-86, 93.) DOI: 10.11805/TKYDA 201701.0084.
- [6] REN Xue, LIAO Shaowei, XUE Quan. A circularly polarized spaceborne antenna with shaped beam for earth coverage applications[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2019, 67(4): 2235-2242. DOI: 10.1109/TAP. 2018. 2889188.

作者简介:

王瀚静(2000-), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为微波技术与天线设计 .email:whj15138685613@163.com.

景亚楠(1987-), 男, 博士, 副主任医师, 主要研究方向为涎腺非肿瘤性疾病的诊治、口腔锥形束 CT 理论研究与应用.

张玖钰(1999-), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为微波技术与天线设计.

陈智娇(1989-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为天线理论与技术领域, 包括射电望远镜馈源、智能基站天线、介质谐振天线、毫米波天线阵列等.