

基于多维特征融合的太赫兹隐蔽目标检测方法研究*

徐华晟^{1,2,3} 李 超^{1,2,3} 方广有^{1,2,3}(1.中国科学院 空天信息创新研究院 北京 100190; 2.中国科学院 电磁辐射与探测技术重点实验室 北京 100190;
3.中国科学院大学 电子电气与通信工程学院 北京 100049)

摘 要: 针对被动式太赫兹成像信噪比低、成像模糊等问题,提出了一种基于多维特征融合的太赫兹隐蔽目标检测方法。该方法首先设计了关于太赫兹图像的预处理流程,实现了图像的滤波与增强效果。然后分别提取方向梯度分布特征、灰度分布特征和像素空间分布特征,再进行多维特征融合,完成了对隐蔽目标的特征综合表示。最后采用支持向量机实现了隐蔽目标的分类任务,同时,通过计算最大轮廓的外接矩形完成了隐蔽目标的定位任务。评估实验在 0.2 THz 数据集上进行,结果表明,基于多维特征融合的检测效果优于使用单一特征或两两组合特征的检测效果,该方法对太赫兹隐蔽目标的检测具有良好的性能表现。

关键词: 太赫兹图像;图像处理;特征融合;目标检测

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Study of the terahertz concealed object detection based on the multi-feature fusion

Xu Huasheng^{1,2,3} Li Chao^{1,2,3} Fang Guangyou^{1,2,3}

(1.Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2.Key Laboratory of Electromagnetic Radiation and Sensing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

3.School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming at the problems of low signal-to-noise ratio and blurred imaging, a method of terahertz concealed object detection based on multi-feature fusion is proposed. First, the terahertz image preprocessing is designed to realize the noise filtering and image enhancement. After that, by extracting the oriented gradient distribution feature, the grayscale distribution feature, and the pixel spatial distribution feature, then fusing them into a multi-feature vector, the comprehensive representation of the concealed object is accomplished. Finally, the support-vector machine is employed to achieve the classification task, and the location task is completed by calculating the bounding box of the largest contour. The experiment is conducted on the 0.2 THz data set. The results show that the proposed detection method based on multi-feature fusion outperforms better than other methods employing a single feature or pairwise combination of these features. This method has good performance for detecting passive terahertz concealed objects.

Keywords: terahertz image; image processing; feature fusion; object detection

0 引 言

太赫兹波是指从 0.1~10 THz 的电磁波,在电磁波谱上处在微波与红外之间,因此具有两者波段的相似特性^[1]。一方面,太赫兹波比微波具有更好的成像分辨率,另一方面,比红外拥有更好的穿透性。此外,与 X 射线相比,太赫兹在安检领域的应用可以认为是安全无害的^[2]。因此,太

赫兹成像与检测具有广阔的应用前景^[2-4]。

太赫兹成像有两种方式:主动成像和被动成像。就安检的隐私性和安全性方面而言,被动式太赫兹成像具有更大的优势。然而,由于面临着物体自身太赫兹辐射微弱、易受环境温度影响等问题,被动式成像对隐蔽目标的检测提出了相当大的挑战^[5]。目前,国内外对太赫兹人体成像中隐蔽目标的检测研究尚少,例如,文献[6]通过基于灰度拉

收稿日期:2020-11-30

* 基金项目:国家重点研发计划(2017YFA0701004,2018YFF01013004)、国家自然科学基金(61671432,61731020,61988102)、装备预研基金重点项目(6140413010401)、广东省科技重点项目(2019B010157001)、中国科学院科技创新重点项目(KGFZD-135-18-029)资助

伸的二值化方法实现了对目标轮廓的提取,但是不能实现目标类别的识别;文献[7]提出的基于能量泛函的太赫兹特征区域分解方法,实现了对隐蔽目标的轮廓分割,但也未能完成目标分类的任务;文献[8]采用 K-means 方法虽然实现了对人体衣物下藏匿目标的聚类,但是不能识别所聚类别的具体所属目标。

本文提出的被动式太赫兹隐蔽目标检测方法,基于多维特征提取和融合,对隐蔽目标的特征进行抽象表示,通过使用支持向量机实现了对隐蔽目标的分类任务。除此之外,还基于设计的太赫兹图像预处理方法和最大轮廓边界框算法,实现了隐蔽目标的定位任务。该方法在实验数据集上表现出较好的分类性能和定位效果。

1 太赫兹隐蔽目标检测方法实现

1.1 太赫兹图像预处理

本文通过图 1(a)所示的 0.2 THz 被动式成像设备,对携带隐蔽目标的人体进行成像。图 1(c)所示为被动式太赫兹成像的原始图像,其信噪比相对较低,且隐蔽目标成像的边缘比较模糊。因此,在提取特征之前,有必要对原始图像进行预处理。预处理分为两个阶段:图像滤波和二值化处理。流程如图 2 所示。

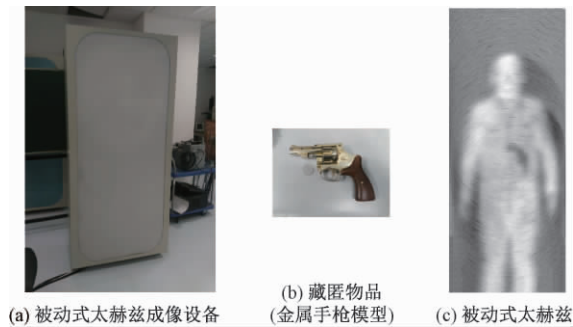


图 1 被动式太赫兹隐蔽目标成像

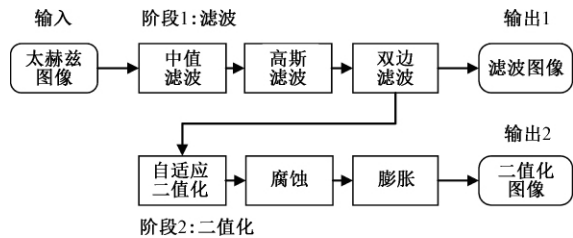


图 2 被动式太赫兹图像预处理流程

滤波阶段依次采用中值滤波器 M_f (式(1))、高斯滤波器 G_f (式(2))和双边滤波器 B_f (式(3)),依次串行构成滤波器组 F (式(4))。中值滤波可以很好地消除椒盐噪声,高斯滤波能够过滤图像中的高斯噪声,而双边滤波在保留边缘信息的同时,能够达到平滑非边缘区域的效果。上述各滤波器的输出效果分别如图 3(b)~(d)所示。

$$M_f(I(x, y)) = \text{Med}\{I(x + i, y + j) \mid -\frac{k-1}{2} \leq i, j \leq \frac{k-1}{2}, i, j \in \mathbb{Z}\} \quad (1)$$

$$G_f(I(x, y)) = \sum_{j=-h}^h \sum_{i=-h}^h I(x + i, y + j) K(x + i, y + j), h = \frac{k-1}{2} \quad (2)$$

$$\begin{cases} B_f(p) = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_s(\|p - q\|) G_r(|I_p - I_q|) I_q \\ W_p = \sum_{q \in S} G_s(\|p - q\|) G_r(|I_p - I_q|) \end{cases} \quad (3)$$

$$T^{\text{filtered}} = F(T^{\text{original}}) = B_f(G_f(M_f(T^{\text{original}}))) \quad (4)$$

其中, $I(x, y)$ 是像素点 (x, y) 的灰度值; k 是中值滤波器窗口尺寸($k=3$); $\text{Med}\{\cdot\}$ 是取中值操作; K 是高斯滤波模板,窗口尺寸 $k=5$; 矢量 p 是像素坐标; S 为以 p 为中心的滤波器窗口; 矢量 q 是窗口中的一个点; G_s 和 G_r 分别是空间域和灰度域的高斯核函数, W_p 是用于归一化的加权和; T^{original} 是太赫兹原始图像; T^{filtered} 是通过该滤波器组后的滤波图像。

接下来的二值化阶段首先采用了高斯核的自适应二值化^[9],结果如图 3(e)所示,可以看到二值化过后可能仍然存在一些干扰的白色小区块,因此继续对二值化图像进行形态学处理^[10],按照先腐蚀后膨胀的顺序(效果分别如图 3(f)和(g)所示),最终得到较好的二值化图像,如图 3(g)所示。

以上介绍的两个预处理阶段分别输出了滤波图像和二值化图像,这两幅图像将作为输入图像,供后续的特征提取处理。

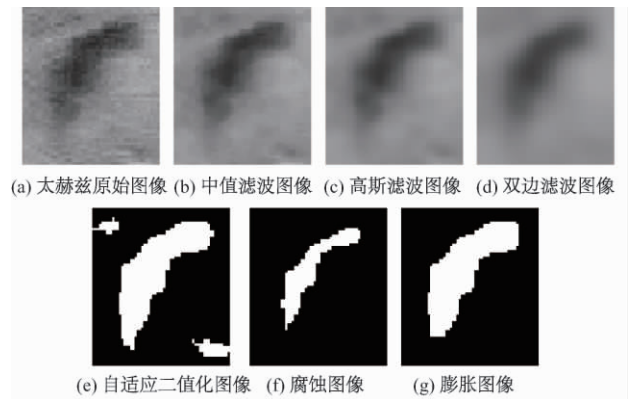


图 3 被动式太赫兹图像预处理的效果

1.2 多维特征提取和融合

一般情况下,多维特征对目标的综合表示比单一特征的表示更加丰富^[11-14]。因此,为了能够更加综合全面地对太赫兹隐蔽目标进行特征表示,本文选取以下 3 个维度的特征进行提取,并最终融合成一个综合的特征向量。这

3种特征分别是方向梯度的统计特征、灰度分布的统计特征和像素空间分布特征。

方向梯度的统计特征,也称之为 HOG 特征。该特征的提取过程是对区域内的像素梯度的方向进行直方图统计,以此得到一个能够表示梯度方向分布特性的一维特征向量,记为 F_{HOG} 。值得注意的是,本文中 HOG 特征的提取区别于传统提取方式(即直接从原始图片中提取),而是从预处理输出的二值化图像中提取。该方式避免了原始图像中模糊边缘的梯度对其方向分布产生的干扰,因此能够提取到更加明确的梯度方向分布直方图特征。

灰度分布特征的提取过程是对预处理输出的滤波图像进行灰度值的直方图统计,并以直方图累积的频数作为一维特征向量。由于太赫兹成像设备所得图像的明暗存在差异,在提取灰度分布特征之前,先对灰度值进行标准化处理,即把灰度值线性重映射到 0~255 的灰度级数区间,则:

$$x' = \frac{(x - \min) \cdot 255}{\max - \min} \quad (5)$$

其中, x 是原灰度值; x' 是重映射后的灰度值; $\min$ 和 $\max$ 分别是区域内像素灰度的最小值和最大值。本文中将灰度级数分为 32 个区间,经过上述标准化后,再进行灰度分布的直方图累积,最终得到一个 1×32 的特征向量,该向量表示了灰度分布的统计特征,记为 F_{GRAY} 。

像素空间分布特征的提取过程如下,首先对区域内的图像进行最大值池化处理^[15],其目的是对图像进行下采样,降低数据量。然后对下采样后的二维图像按行的顺序展开成一维向量,记为 $F_{SPATIAL}$,该一维向量尽可能地保留了像素与像素间的空间分布特征。

在完成上述特征的提取工作之后,对多维特征进行融合。特征融合的过程是对这 3 种特征向量 F_{HOG} , F_{GRAY} , $F_{SPATIAL}$ 进行横向联接,如式(6)所示,其中 $\text{concat}\{\cdot\}$ 是横向拼接操作。最终,即可得到一个一维的融合特征向量 F_{MULTI} ,该向量可以认为是对隐蔽目标在以上 3 个维度特征上的综合抽象表示。

$$F_{MULTI} = \text{concat}\{F_{HOG}, F_{GRAY}, F_{SPATIAL}\} \quad (6)$$

1.3 隐蔽目标的检测

在获得能够抽象表示隐蔽目标的特征向量之后,接下来的工作是对被动式太赫兹成像中的隐蔽目标进行检测。检测的任务可以细分为两项:目标的分类和目标边界框的定位。整个检测的大致流程如图 4 所示。

1) 隐蔽目标的分类

对于隐蔽目标的分类任务,使用支持向量机(support vector machine, SVM)对已经提取好的融合特征向量 F_{MULTI} 进行分类。SVM 是模式识别和机器学习领域中广泛应用的分类模型^[16],本文采用的是更加常用的线性 SVM 分类模型。

在使用线性 SVM 对特征向量分类之前,需要事先使用训练样本对 SVM 模型进行拟合,使其具备较好的分类

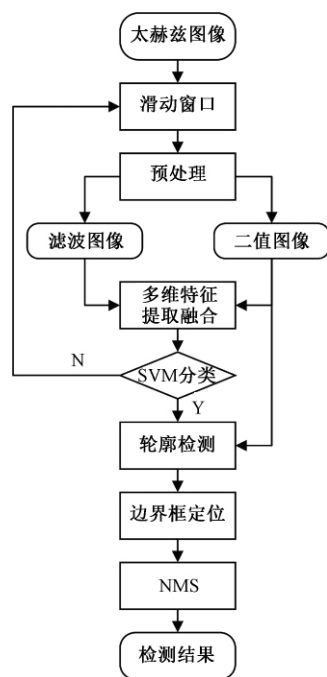


图4 被动式太赫兹隐蔽目标检测流程

性能。本文根据需要,自行采集并制作了被动式 0.2 THz 图像数据集,其中包括训练集和测试集两个子集。在用于训练的样本中包含 3 类:“手枪”、“手机”和“非目标的随机样本”。通过对训练集中每一幅样本图片提取多维融合的特征向量,获得了足够的训练样本供线性 SVM 训练,使其拟合为一个具有三分类能力的判别模型。

在图 4 所示的检测流程中,对于输入的太赫兹图像,本文采用滑动窗口(窗口尺寸 35×50)对整幅图像进行扫描,将滑动窗口采集得到的子图像依次送入后续的“预处理”模块和“多维特征提取融合”模块,以此获得该子图像的多维融合特征向量。然后,使用训练好的 SVM 模型对特征向量进行分类,若分类结果为隐蔽目标(“手枪”或“手机”),则继续执行后续的目标定位任务,否则继续驱动滑动窗口采集下一个子图像。以此类推,直到整幅输入图像被扫描完毕为止。

2) 隐蔽目标的定位

当滑动窗口采集的子图像被 SVM 分类器判定为“隐蔽目标”时,那么该子图像所对应的二值化图像将被送入“轮廓检测”模块,继续执行后续的隐蔽目标的定位任务。

对于隐蔽目标的边界框定位,本文的方法思路如下:

首先,对二值化图像(如图 5(a)所示)执行 Suzuki85 轮廓跟踪算法^[17],计算出图像里的所有轮廓。如图 5(b)所示,所有轮廓线被绿线标记;

然后,遍历所有轮廓并分别计算它们的零阶矩 M_{00} (如式(7)所示,其中 (x, y) 是轮廓内的点坐标),表示轮廓所包围的面积,选取最大轮廓视作隐蔽目标的轮廓。如图 5(c)

所示,被蓝色填充的区域即为最大轮廓所包围的区域。

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x,y) \tag{7}$$

最后,求解最大轮廓的外接矩形,即分别计算最大轮廓的坐标 (x,y) 在分别横轴方向和纵轴方向上的极值 $x_{min}, x_{max}, y_{min}, y_{max}$ 。图5(d)所示的矩形框展示了隐蔽目标的边界框定位,其4个顶点坐标定义如式(8)所示。最终,根据当前滑动窗口的坐标原点,再将当前滑动窗口内的边界框坐标转换为输入图像的坐标系下的坐标即可。

$$p_1 = \begin{bmatrix} x_{min} \\ y_{min} \end{bmatrix}, p_2 = \begin{bmatrix} x_{max} \\ y_{min} \end{bmatrix}, p_3 = \begin{bmatrix} x_{max} \\ y_{max} \end{bmatrix}, p_4 = \begin{bmatrix} x_{min} \\ y_{max} \end{bmatrix} \tag{8}$$

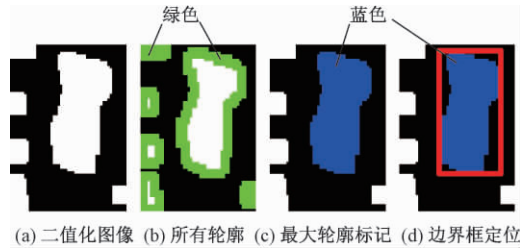


图5 隐蔽目标边界框定位的算法流程

至此,已经完成了隐蔽目标的分类和定位任务。但是,由于滑动窗口步进扫描的缘故,所采集的子图像存在交叠,这导致在一幅图像中对同一个隐蔽目标的检测可能出现多个定位边界框重合或交叠标记的情况,因此需要执行非极大抑制(non-maximum suppression, NMS)来消除冗余的边界框。图6所示为经过NMS过滤后的最终检测结果样例。

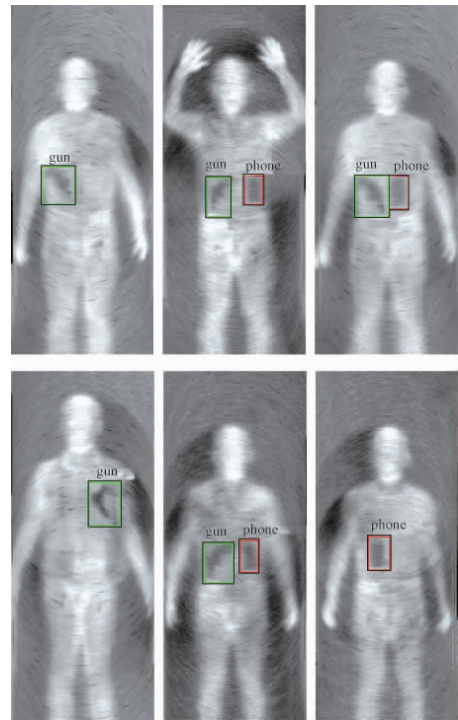


图6 被动式太赫兹成像隐蔽目标检测

2 实验结果和分析

2.1 数据集介绍

在太赫兹隐蔽目标检测的研究领域中,目前公开可用的被动式图像数据集几乎没有。为了训练方法中的SVM分类器,以及对本文提出的检测方法进行性能评估,通过图1(a)所示的0.2 THz被动式成像设备,采集了896幅图像,每幅图像的尺寸为160×392。目前,数据集仅包含两类隐蔽目标(“手枪”和“手机”),后续会逐步增加目标的种类。除此之外,为了增加数据集样本的多样性,采取数据集增强^[18]的方式,将数据集的容量扩充为了1 792幅图像,并按8:2的比例随机分割成训练集和测试集。同时,在训练集中制作了包含隐蔽目标的正样本和包含非隐蔽目标的负样本,以供SVM分类器进行监督性学习。

2.2 评估和对比分析

在上述数据集上,对本文提出的检测方法展开了性能评估实验和对比实验。实验中采用的评估指标为精确率(Precision)、召回率(Recall)和F-score,其中F-score是一个综合评价指标,是精确率和召回率的调和平均数,能够综合反映检测性能。对于检测结果的判定,采用常用的交并比(intersection-over-union, IoU),即当检测结果与标定真值的IoU大于设定阈值时,则判定检测结果有效。

图7所示为在IoU阈值从0.3~0.75的递增区间里,精确率、召回率和F-score的性能变换曲线。从图7中可以发现,在IoU阈值0.3~0.5的区间里,隐蔽目标的检测性能可以维持一个较高的水平。表1和2所示的实验数据表明,对数据集中的隐蔽目标检测的平均精确率最高可以达到93.4%,且综合评价指标可维持在0.9左右,因此具有较好的检测效果。

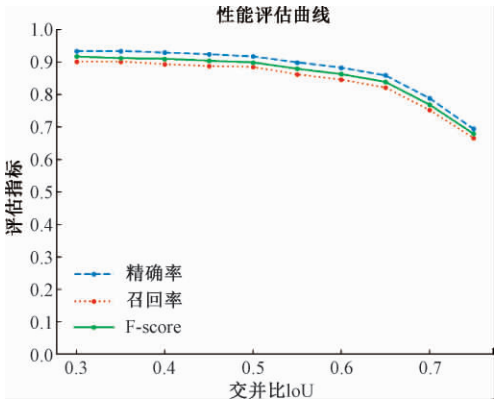


图7 所提方法的检测性能曲线

表1 性能评估指标数据(IoU=0.3)

类别	精确率	召回率	F-score
手枪	0.917	0.949	0.933
手机	0.951	0.856	0.901
均值	0.934	0.902	0.917

表2 性能评估指标数据(IoU=0.5)

类别	精确率	召回率	F-score
手枪	0.883	0.914	0.898
手机	0.951	0.856	0.901
均值	0.917	0.885	0.899

除此之外,还在数据集上开展了对比实验,以研究文中所述的多维融合特征中不同特征对检测性能的贡献和影响。如图8所示,“H”代表使用HOG特征,“G”代表使用灰度分布特征,“S”代表使用像素空间分布特征。通过选取不同的特征或者不同的特征组合,构成不同的特征向量对隐蔽目标进行特征表示。从图8中多组性能曲线可以分析得出,HOG特征对检测性能提升的贡献最大,其次是像素空间分布特征,再其次是灰度分布特征。并且,使用上述三维融合特征的检测性能表现要优于其他使用单一特征或者两两组合的特征,因此验证了基于多维特征提取和融合的方法有助于提升隐蔽目标的检测性能。

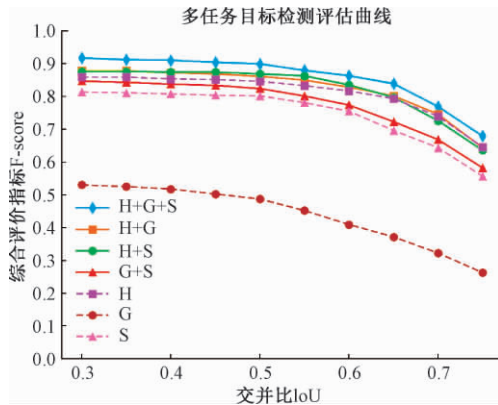


图8 使用不同特征及其组合的检测性能曲线对比

3 结论

本文基于多维特征的提取和融合提出了一种针对被动式太赫兹成像中隐蔽目标的检测方法。面对被动式太赫兹图像信噪比低、成像模糊等问题带来的挑战,首先设计了一个关于太赫兹图像的预处理流程,获得滤波图像和二值化图像,以供后续的特征提取。然后,分别提取方向梯度分布特征、灰度分布特征和像素空间分布特征,并将这三个维度的特征进行融合拼接,实现了对隐蔽目标更加全面丰富的抽象表示。最后,使用融合特征训练好的线性SVM分类器,实现了隐蔽目标的分类任务;使用最大轮廓外接矩形框算法,实现了隐蔽目标的定位任务。实验结果表明,基于多维特征融合的方式有助于提升检测性能,并且该方法的效果优于使用单一特征或两两组合特征的检测效果,该方法对太赫兹隐蔽目标的检测具有良好的性能表现。

参考文献

[1] ARMSTRONG C M. The truth about terahertz[J].

IEEE Spectrum, 2012, 49(9): 36-41.

- [2] 成彬彬,李慧萍,安健飞,等.太赫兹成像技术在站开式安检中的应用[J].太赫兹科学与电子信息学报,2015, 13(6):843-848.
- [3] COOPER K B, DENGLER R J, LLOMBART N, et al. THz imaging radar for standoff personnel screening[J]. IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, 2011, 1(1): 169-182.
- [4] JACKSON J B, BOWEN J, WALKER G, et al. A survey of terahertz applications in cultural heritage conservation science[J]. IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, 2011, 1(1): 220-231.
- [5] 安德越,马艳霞,张华坤,等.中国被动式太赫兹安检行业发展现状[J].电子世界,2019(21):51-52.
- [6] 张馨,赵源萌,张存林.被动式太赫兹图像分割算法[J].强激光与粒子束,2013,25(6):1597-1600.
- [7] LI R, LI C, LI H, et al. Study of automatic detection of concealed targets in passive terahertz images for intelligent security screening[J]. IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, 2018, 9(2): 165-176.
- [8] TONG H, PEI S, JIANG L, et al. A low-power-consumption and high efficiency security system for automatic detection of concealed objects in human body[C]. 2016 Seventh International Green and Sustainable Computing Conference (IGSC), 2016: 1-5.
- [9] 徐利民,范文慧,刘佳.太赫兹图像的降噪和增强[J].红外与激光工程,2013,42(10):2865-2870.
- [10] 赵凌,张祖荫,郭伟.基于数学形态学的毫米波图像边缘检测方法[J].国土资源遥感,2006(4):19-22.
- [11] 刘承裕.基于特征融合的脑部图像多级分类[J].国外电子测量技术,2020,39(11):28-33.
- [12] 程淑红,程彦龙,杨镇豪.基于手势多特征融合及优化 Multiclass-SVC 的手势识别[J].仪器仪表学报,2020, 41(6):225-232.
- [13] 王卉,徐小力,左云波,等.基于多特征融合的 HL-S 工件识别算法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(12): 94-99.
- [14] 杜绪伟,陈东.基于 LBP 和 LPQ 特征融合的 PSO-SVM 缺陷分类[J].电子测量技术,2020,43(21): 122-126.
- [15] 刘梦雅,毛剑琳.一种改进池化模型对卷积神经网络性能影响的研究[J].电子测量技术,2019,42(5):34-38.
- [16] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [17] SUZUKI S. Topological structural analysis of digitized binary images by border following[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 30(1): 32-46.
- [18] BUSLAEV A, IGLOVNIKOV V I, KHVEDCHENYA E, et al. Albumentations: Fast and flexible image augmentations[J]. Information, 2020, 11(2): 125.

作者简介

徐华晟,工学硕士,主要研究方向为信号处理、图像处理、机器视觉与模式识别等。

E-mail: xuhuasheng1995@163.com

李超(通信作者),研究员,博士生导师,主要研究方向为电磁场理论与微波技术、太赫兹成像技术。

E-mail: cli@mail.ie.ac.cn

方广有,研究员,博士生导师,主要研究方向为超宽带雷达成像理论与技术、探地雷达技术。

E-mail: gyfang@mail.ie.ac.cn