

文章编号: 2095-4980(2025)07-0755-08

基于特征融合与目标检测的电磁信号识别机制

冯 阳^{1,3}, 郭兰图^{1,3}, 吴嘉明^{*2}, 叶飞扬², 张万成², 郭 琛^{1,3}(1. 中国电子科技集团公司第二十二研究所, 山东 青岛 266107; 2. 北京理工大学 信息与电子学院, 北京 100081;
3. 中电科(青岛)电波技术有限公司, 山东 青岛 266107)

摘 要: 随着各种通信、导航、遥控设备的广泛使用, 电磁环境变得愈发复杂。在多类信号混杂的电磁环境中对电磁频谱进行监测布控, 实现针对非授权、非合作设备的准确识别成为迫切需求。近年来, 基于深度学习的识别技术得到快速发展, 但在多域特征融合机制方面仍有所欠缺, 在非合作条件下识别性能仍相对较弱。针对多信号混杂情境下特定电磁目标信号识别问题, 提出一种基于多域特征融合与目标检测架构的电磁信号识别方法。该方法利用短时傅里叶变换实现了时频域信号特征的融合, 基于 YOLO 目标检测架构, 设计了时频域联合特征提取识别机制。算法在实测数据和公开数据集上进行性能验证, 实验结果表明本算法的识别准确率明显优于对比深度学习识别方法。

关键词: 非合作设备; 信号识别; 时频特征; 目标检测; YOLO 架构

中图分类号: TN98

文献标志码: A

DOI: 10.11805/TKYDA2024077

Electromagnetic signal recognition mechanism based on feature fusion and intelligent object detection

FENG Yang^{1,3}, GUO Lantu^{1,3}, WU Jiaming^{*2}, YE Feiyang², ZHANG Wancheng², GUO Chen^{1,3}(1. The 22nd Research Institute of China Electronic Technology Group Corporation, Qingdao Shandong 266107, China;
2. School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
3. CETC(Qingdao) Radio Technology Co., Ltd, Qingdao Shandong 266107, China)

Abstract: With the widespread use of various communication, navigation, and remote control devices, the electromagnetic environment has become increasingly complex. Monitoring and controlling the electromagnetic spectrum in a cluttered electromagnetic environment, and accurately identifying unauthorized and non-cooperative devices, has become an urgent need. In recent years, identification technologies based on deep learning have developed rapidly, but there is still a lack in the mechanism of multi-domain feature fusion, and the identification performance under non-cooperative conditions is still relatively weak. In response to the problem of identifying specific electromagnetic target signals in situations with mixed signals, a method for electromagnetic signal identification based on multi-domain feature fusion and target detection architecture is proposed. This method utilizes short-time Fourier transform to achieve the fusion of signal features in the time-frequency domain, and based on the YOLO target detection architecture, a joint feature extraction and recognition mechanism in the time-frequency domain is designed. The algorithm is validated for performance on real-world data and public datasets, and the experimental results show that the recognition accuracy of this algorithm is significantly higher than

收稿日期: 2024-01-29; 修回日期: 2024-03-12

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2022YFC3301400); 青岛市科技惠民示范专项资助项目(23-3-8-cspz-1-nsh)

*通信作者: 吴嘉明 email: 1179276865@qq.com

引用格式: 冯阳, 郭兰图, 吴嘉明, 等. 基于特征融合与目标检测的电磁信号识别机制[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025, 23(7): 755-762. DOI: 10.11805/TKYDA2024077.

Citation format: FENG Yang, GUO Lantu, WU Jiaming, et al. Electromagnetic signal recognition mechanism based on feature fusion and intelligent object detection[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025, 23(7): 755-762. DOI: 10.11805/TKYDA2024077.

that of comparative deep learning identification methods.

Keywords: non-cooperative device; signal recognition; time-frequency characteristics; target detection; YOLO framework

近年来,随着各种通信、导航、遥控设备的广泛使用,城市电磁环境变得愈发复杂。“低、慢、小”等非授权用频设备对电磁安全构成了巨大威胁,这些设备如无人机、无人车,因其操作简便、功能丰富的特性,在通信、摄影、公共服务等领域得到了广泛应用,也受到了越来越多的关注。但与此同时,这类设备的广泛应用也带来一些问题,如未经授权的设备进入私人地区和敏感地区。另一方面,由于这类非授权设备本身体积较小,难以被常规的光学目标检测方法发现,这对于安保工作提出了新的挑战。

通过检测识别监测环境中的电磁信号进而发现非授权设备的方法得到了广泛应用^[1]。传统上,使用电磁信号对非授权设备的信号进行检测识别主要基于专家经验^[2],即依靠信号的功率谱、瞬时相位偏差、谱相关^[3]等特征来区分不同类别的信号,但这类方法信号特征的提取过程过于依赖专家经验的选取,专家经验的高低往往直接决定了特征的优劣,信号识别的准确率难以得到保证。近年来,深度学习方法逐渐用于信号分类识别领域,该方法一定程度上解决了传统方法对于专家经验过度依赖的问题,能够自适应地选取部分重要的信号特征。文献[4]为深度学习的数据集构建做出了重要贡献。在应用上,刘晓宇等^[5]在使用深度神经网络对10种不同调制类别信号进行识别的任务中,尝试首先通过信号预处理获得特征参数,再结合深度学习方法进行识别,在高信噪比条件下这种方法可以达到约88.5%的识别精确度。在针对预处理后的信号特征参数选取问题上,MENDIS等^[6]采用深度置信网络进行参数选取和信号识别,这种方法具有良好的抗噪声能力。TU等^[7]通过将原始信号的统计信息转换为轮廓星图的方法,弥补了深度学习过程中网络与信号不适配的问题。但此类方法需要依靠前期信号预处理获得的信号特征参数进行识别任务,深度学习方法仅起到了一定的辅助识别作用。

为解决此问题,研究人员尝试直接将原始的抽样信号作为神经网络的输入。如O'SHEA等^[8-10]将卷积网络用于无线电信号识别领域中,其使用的输入就是单纯的原始信号数据,没有经过处理。LIN等^[11]探索了對抗攻击下卷积神经网络的鲁棒性。ZHANG等^[12]提出了一种记忆网络,这种网络的基本组成单元为各种长短时记忆网络,在具有各种噪声以及衰落信道的干扰条件下,其识别任务可实现85%以上的识别准确率。深度残差网络也经常用于信号识别任务,SHARAN等^[13]设计了一种使用深度残差网络的调制信号识别方法,该方法不仅显著降低计算量,对于低信噪比场景也有很好的抗干扰能力。通过使用降噪自动编码器,XU等^[14]设计的网络具有抵抗扰动的作用。LIN等^[15-17]针对深度学习网络本身也进行了大量研究,在结构、参数量上做出进一步的优化,使网络更加适应调制识别任务需求。但上述方法侧重于深度学习网络的性能改善,并没有注意到在将原始I/Q信号作为输入的过程中,只主要利用了信号的时域特征,缺乏多域特征融合机制,因此在信号组成复杂、待识别目标较多的情境下,信号识别准确率仍有待提高。

本文提出一种基于多域特征融合与目标检测架构的电磁信号识别机制。通过对采集到的信号进行预处理,有效融合了信号的时域、频域特征;基于YOLO架构实现了对融合特征的智能挖掘,完成了针对非合作设备电磁信号的分类识别任务。使用公开数据集和实测数据对算法进行验证,结果表明,本算法的识别准确率明显高于对比的深度学习方法。

1 系统场景

在多种类信号混杂的复杂电磁环境中,其典型应用场景如图1所示。一般情况下,在同一频段下往往存在多种类型的信号源,信号之间相互干扰,如2.4 GHz频段附近常见的信号有WiFi信号、无人机信号、无人车信号等。

电磁目标信号识别问题可描述为一个基于最大后验概率的多类别识别问题,表述为:

$$\hat{y} = \arg \max_{y \in Y, x \in X} f_{SI}(y|x; W) \quad (1)$$

式中: X 为信号样本空间; Y 为信号类别空间; $\hat{y} = f_{SI}(x; W)$ 为预测的信号类别, f_{SI} 为映射函数; W 为信号识别的

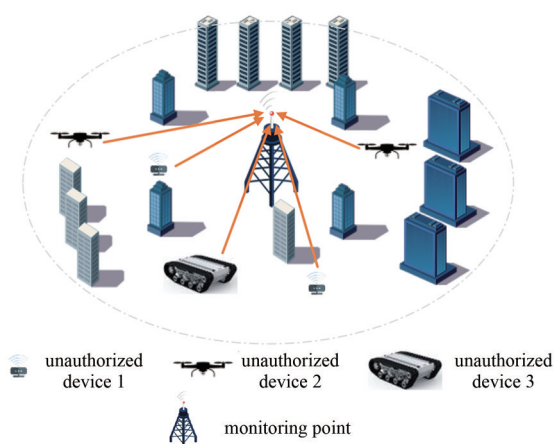


Fig.1 Typical applications of signal recognition
图1 信号识别典型应用场景

超参数。当映射函数固定后, 电磁目标信号识别任务的目标就是找到一组合适的超参数, 能够完成从样本到对应类别的映射, 即 $f_{st}(W): X \rightarrow Y$, 其中 W 属于超参数空间 ω 。但实际上很难找到完全合适的超参数, 能够完全正确地映射从样本空间到信号类别空间。因此任务目标在于找到合适的超参数, 使映射误差 ε 尽可能小:

$$\varepsilon = |\hat{Y} - Y| \quad (2)$$

2 算法介绍

2.1 信号识别流程

本文算法基于多域特征融合方法和智能目标检测架构, 实现更深层次的电磁信号特征挖掘。信号识别算法的基本流程如图 2 所示。

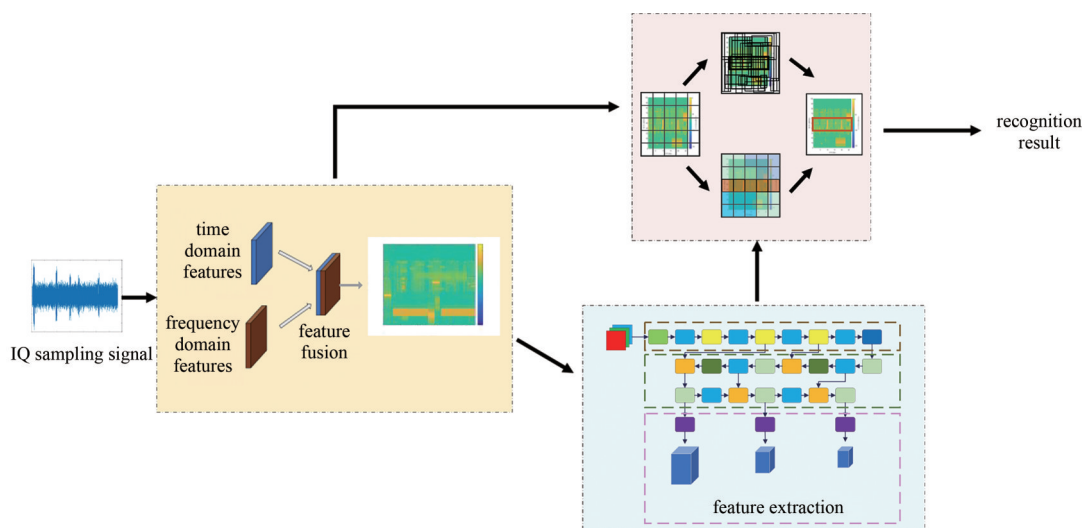


Fig.2 Signal recognition process

图2 信号识别流程

首先在实际场景中进行信号采集, 采集到的信号可表示为:

$$x(t) = h(t) * s(t) + n(t) \quad (3)$$

式中: $x(t)$ 为接收到的信号; $h(t)$ 为无线信道; $s(t)$ 为发射机发送的信号; $n(t)$ 为实际环境中的噪声干扰。

从整体流程上, 对信号的识别过程可分为信号特征融合、智能特征挖掘、信号识别 3 个部分。信号特征融合通过时频分析方法, 将 IQ 数据转化为二维的图像数据, 在成功融合时频域特征的同时, 将信号识别问题转化为图像识别问题, 便于后续处理。此外, 转化为图像后, 能够进一步增强信号特征的可解释性, 更有利于提高模型的识别准确率。特征提取主要基于现阶段较为成熟的 YOLO 目标检测架构, 搭建智能特征挖掘模型, 在特征融合后的数据上学习训练, 让模型充分挖掘各种信号的特征。信号识别是将训练完成的智能特征挖掘模型用于非合作设备电磁信号识别工作, 在模型已充分学习了各种信号的时频域融合特征的基础上, 对目标信号进行识别, 达到辨别电磁目标信号的目的。

2.2 基于时频分析的信号预处理

时频分析是一种能够分析时变非平稳信号的有力工具, 可将一维的时序信号映射到二维的时频图像, 能够全面反映一个信号在时域和频域的联合特征。对于信号, 时域信息是其最直接的呈现形式, 频域信息则蕴含了信号的特点和系统特性等关键信息, 因此时域信息和频域信息对于信号识别都有着重要的作用。由于同时保留了时域信息和频域信息, 时频图会比其他的单一维度处理方法具有更加丰富的信息量。

本文采用基于短时傅里叶变换 (Short-Time Fourier Transform, STFT)^[18] 这一时频分布函数的时频分析算法实现信号时频特征的融合, 同时描述信号在时间和频率 2 个维度的分布情况。若将信号表示为 $x(u)$, 其 STFT 可表示为:

$$F_x(t, \Omega; h) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h(u-t) e^{-j\Omega u} du \quad (4)$$

式中 $h(t)$ 为窗函数。STFT 首先使用窗函数截取时域信号，然后对所截取的信号进行傅里叶变换得到其频率成分。之后逐渐移动窗的位置向后截取信号，进而计算出不同时间段信号的傅里叶变换。窗函数越长，每段截取的信号就越长，时间分辨率越低，频率分辨率则越高；窗函数越短，每段截取的信号就越短，时间分辨率越高，频率分辨率则越低。

2.3 基于 YOLO 模型的训练与目标检测识别

采样信号在经过时频分析处理过后，获得的信号时频图中承载了目标信号和大量背景噪声信号的时域信息和频域信息，成功融合了时域频域特征，信号特征进一步增强。在此基础上，需在时频图中准确找出电磁目标信号并正确判断其类别。针对已有特征，使用目标检测算法可有效地从复杂的时频图像中提取出关键信息，完成电磁目标信号识别任务。

本文考虑的电磁目标信号识别任务具有特殊性：一是应用场景特点相对固定，采集到的信号处理方法一致，这样可以排除图片大小等因素对识别任务的干扰；二是样本中信号的时频图通常具有独特的特征，并不需要高精度检测任务模型进行识别；三是经过 STFT 的信号特征融合处理，目标信号的特征已得到进一步增强，降低了对目标检测模型的精确度要求。结合应用场景，电磁目标信号识别任务往往对检测速度有较高的要求，实时性是现实中需要考虑的一大重要因素，因此选择 YOLO 这一目标检测工具进行电磁目标信号识别网络的设计。YOLO 框架采用“一步式”目标检测算法，具有更快的检测速度，可以满足上述任务特点与需求。

网络训练与目标检测识别过程如算法 1 所示。首先对样本特征进行训练，以损失函数值为更新依据对网络进行参数更新；然后验证当前训练阶段的网络识别效果，在识别效果稳定或训练阶段结束后，可将训练得到的网络参数用于目标识别。

算法 1: 网络训练与目标检测识别过程

输入：训练集样本与标签： s_{tr} 、 $B_{tr}^{gt}(x^{gt}, y^{gt}, w^{gt}, h^{gt})$ ；测试集样本： s_{te}

输出：测试集识别结果： $B_{te}(x, y, w, h)$

网络训练阶段：

1 初始化生成 YOLO 模型权重 ω

2 for $t = 0:(epochs - 1)$ do

3 基于权重 ω 和训练集样本 s_{tr} 生成预测结果： $B_{tr}(x, y, w, h)$

4 $B_{tr}(x, y, w, h) = f(s_{tr}, \omega)$

5 计算预测框与真实框的交并比(Intersection-over-Union, IoU)、归一化值 v 和平衡因子 α ：

$$6 \text{ IoU} = \frac{|B \cap B^{gt}|}{|B \cup B^{gt}|}$$

$$7 v = \frac{4}{\pi} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2$$

$$8 \alpha = \frac{v}{1 - \text{IoU}(B, B^{gt}) + v}$$

9 计算损失函数 $CIoU_loss$ ：

$$10 \text{ CIoU_loss} = \text{IoU}(B, B^{gt}) - \frac{\rho^2(B, B^{gt})}{c^2} - \alpha v$$

11 使用随机梯度下降法(Stochastic Gradient Descent, SGD)更新权重 ω ：

12 $\text{optim.SGD}(\omega)$

13 end

目标检测识别阶段：

14 return $B_{te}(x, y, w, h) = f(s_{te}, \omega)$

3 实验结果及分析

3.1 数据集介绍

本文使用的数据集包括两部分：一部分是公开的无人机数据集，数据集来源为 S AI-EMADI 等^[19]采集的无人机电射信号；另一部分是在有干扰的环境下，利用基于现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)

搭建的硬件采样平台自行采集的无人机、无人车射频信号, 较为真实地模拟了实际应用场景。

公开数据集中, S AL-EMADI等^[9]采集的信号包含了没有无人机时的背景射频信号、3架无人机的射频信号, 数据量约为 40 GB。3架无人机分别为 Parrot 生产的 Bebop 无人机、AR 无人机和大疆生产的 Phantom 无人机, 采集的数据集载频为 2.422 GHz, 采样速率为 40 MHz, 具体参数见表 1, 包括无人机型号、数据段数和采样点数。

为更加准确地模拟实际应用场景, 利用基于 FPGA 设计的硬件采样平台, 在有干扰的室内环境下采集无人机、无人车信号。信号包含 3 架无人机和 1 辆无人车的射频信号, 数据量约为 8 GB。3 架无人机分别为小米的飞米 X8SE 2022 无人机、大疆的 DJI Mini3 Pro 无人机、Drone 生产的无人机; 无人车为 Stm32 两驱霍尔无人车。该数据集每类发射源采集约 200 个片段, 总计约 800 个片段, 每个片段含有 6 553 600 个采样点, 时长为 26.7 ms。对上述 4 种设备的信号在有干扰的电磁环境下进行实测采集, 采样载频为 2.4 GHz, 采样率为 245.76 MHz, 则采样带宽可完全覆盖无人机、无人车的工作频段。实测数据集具体参数见表 2。图 3 为数据集中部分不同类型信号在经过时频特征融合后的时频图样例。

表 1 公开数据集详细内容

Table1 Detailed contents of public datasets

drone model	number of data fragments	sampling points
Bebop	84	1 680×10 ⁶
AR	81	1 620×10 ⁶
Phantom	21	420×10 ⁶
No Drone	41	820×10 ⁶

表 2 实测数据集详细内容

Table2 Detailed contents of experimental datasets

signal source	sampling points	working frequency band /GHz
Feimi X8SE 2022	6 553 600	2.400 0~2.483 5
DJI Mini 3 Pro	6 553 600	2.400 0~2.483 5
Drone	6 553 600	2.400 0~2.483 5
Stm32 unmanned vehicle	6 553 600	2.400 0~2.483 0

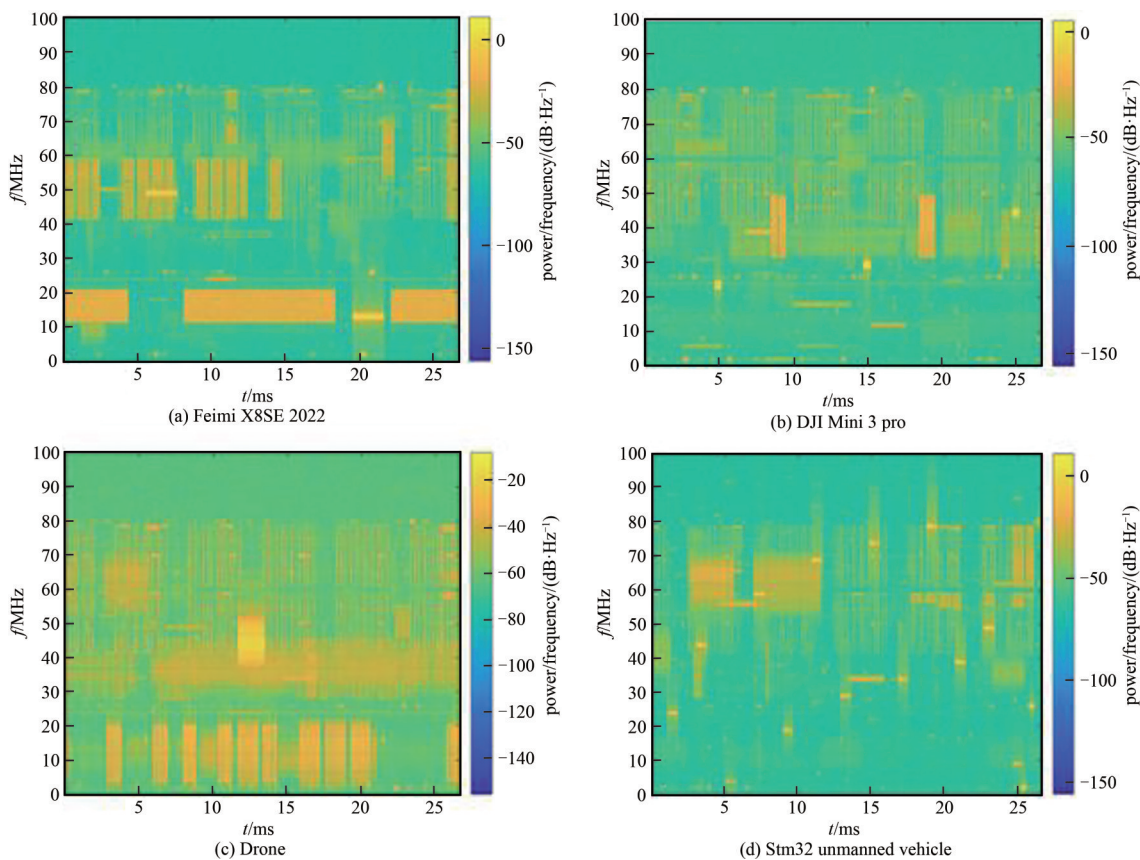


Fig.3 Example spectrograms of drones and autonomous vehicles

图 3 无人机、无人车时频图样例

在已有数据集上, 应用本文提出的电磁目标信号识别方法, 将数据集划分为训练集、验证集和测试集, 其中训练集与测试集之间均无交集, 验证集不参与训练, 仅用于评估训练过程。

3.2 实验设置

对数据集进行训练与识别, 具体超参数设置如表 3 所示。其中 lr0 和 lrf 为 2 个重要的学习率, box 为边界框损

失增益, cls 为类别损失增益, epoch 为总训练轮次, batch size 为每次训练时一次选取的图片数量, imgsz 为图片压缩后输入模型的大小。

训练使用的模型为 YOLOv5x, 该模型的 depth_multiple 设置为 1.33, width_multiple 设置为 1.25, 初始权重文件使用官方给出的 yolov5s.pt 文件。标签制作使用 labelme 工具, 将有效信号框选出来后打上对应的标记, 这一过程能更好地筛选出有效信息给模型学习, 使模型提取到更关键的信息。

3.3 评价标准

在相关的研究中, 首先利用交并比(IoU)判断单次的检测是否正确。一般情况下, 在预测框与真实框的 $IoU > 0.5$ 且类别无误时, 认为是正确的检测; 否则, 认为是错误的检测。比较典型的识别正确样例如图 4 所示, 图片中, YOLO 模型成功地识别出 DJI Mini 3 Pro 无人机的时频图样并圈画出来。

实际识别过程中会出现 4 种情况: 第 1 种, 真正(True Positive, TP), 即将正样本预测为正类, 这种情况属于预测正确; 第 2 种, 真负(True Negative, TN), 即将负样本预测为负类, 这种情况属于预测正确; 第 3 种, 假正(False Positive, FP), 即将负样本预测为正类, 这种情况属于预测错误; 第 4 种, 假负(False Negative, FN), 即将正样本预测为负类, 这种情况属于预测错误。

在运用机器学习进行信号识别的工作中, 常使用 F1 分数(F1 Score)、精确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)、准确率(Accuracy, A)评价识别结果, 评价过程中对上述 4 种情况进行整合讨论。其中, 精确率表示预测为正类的样本中实际上为正样本的比例:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

召回率表示所有正样本中被预测为正类的比例:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

F1 分数同时兼顾了精确率和召回率, 是模型精确率和召回率的一种调和平均数, 能够更加全面地评价模型的性能:

$$F1 = 2 \times \frac{PR}{P + R} \quad (7)$$

准确率表示正确预测的样本占总样本的比例:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (8)$$

3.4 结果分析

在实验设置的基础上, 针对数据集分别进行了 2 次实验。4 类别信号识别实验仅使用公开数据集中包含的 4 类信号, 分别是 AR、Bebop、Phantom 三种无人机信号和背景辐射信号, 以便更加公平地与对比方法进行性能比较。进一步, 为验证本文方法的泛化性和在同时存在多类别信号的电磁环境下的识别效果, 8 类别信号识别实验在公开数据集基础上加入了在有干扰的室内环境下实测的无人机、无人车射频信号。

4 类别电磁目标信号识别结果如图 5 所示。从图中可以看出, 模型 1 的总识别准确率为 98.1%, F1 为 98.5%, 平均精确率为 98.5%, 平均召回率为 98.5%。

表 3 主要超参数设置

Table3 Main hyperparameter settings

parameter	value
lr0	0.01
lrf	0.01
box	0.05
cls	0.5
epoch	250
batch size	20
imgsz	480

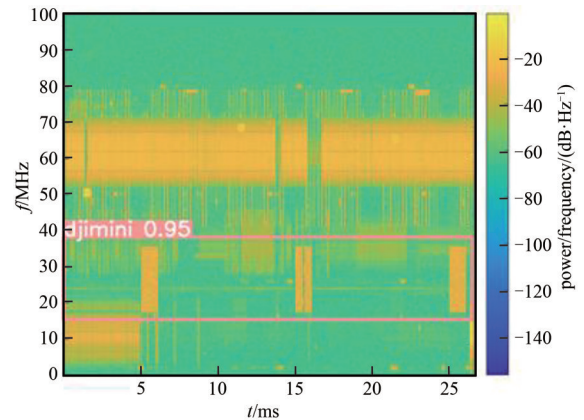


Fig.4 Correct example of signal recognition for DJI Mini 3 Pro drone

图 4 DJI Mini 3 Pro 无人机识别样例

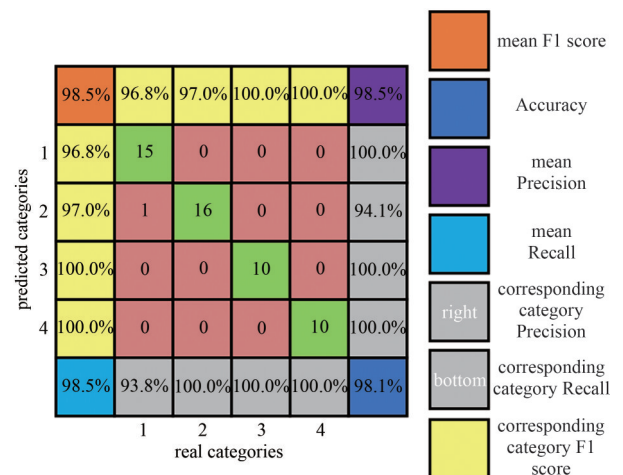


Fig.5 Signal recognition results for four categories

图 5 4 种类别信号识别结果

为进一步验证本文提出方法的识别性能，将本文方法与参考文献[19]中运用的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)方法比较，结果如图 6 所示。从图中可以看出，运用本文提出基于 YOLO 架构的电磁目标信号识别方法比基于传统 CNN 和 DNN 识别方法的识别效果在多方面都有较为显著的提升。与识别效果较好的传统 CNN 网络对比，本文提出方法的 F1 分数高出了 13.9%，精确率高出了 7.2%，召回率高出了 16.8%，准确率高出了 12.3%。这说明在经过多域特征融合处理过后，信号的时频域特征得到了充分加强，基于 YOLO 架构设计的特征提取与识别网络也能够更加明确地学习到信号的典型特征，从而在应用时可以更好地排除冗余信息，抓住关键信息进行电磁目标信号判别。

在同时存在多类别信号的电磁环境下，8 类别电磁目标信号识别实验中，本文所提方法的识别结果如图 7 所示。从图 7 中可以看出，总识别准确率为 96.6%，F1 得分为 97.6%，平均精确率为 97.8%，平均召回率为 97.8%。识别种类从 4 种扩充到了 8 种，本文提出的方法依然能够保持较高的识别准确率。

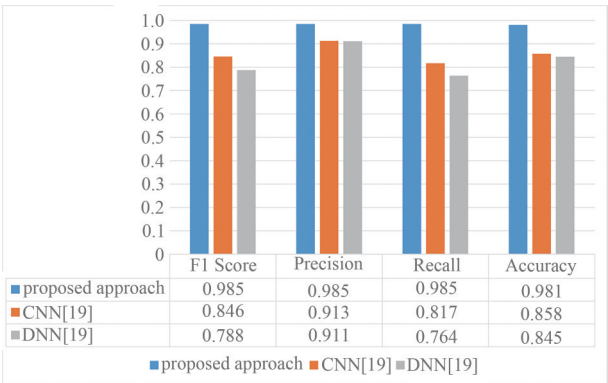


Fig.6 Comparison of recognition results among proposed model, CNN and DNN
图6 本文方法与CNN、DNN识别结果对比

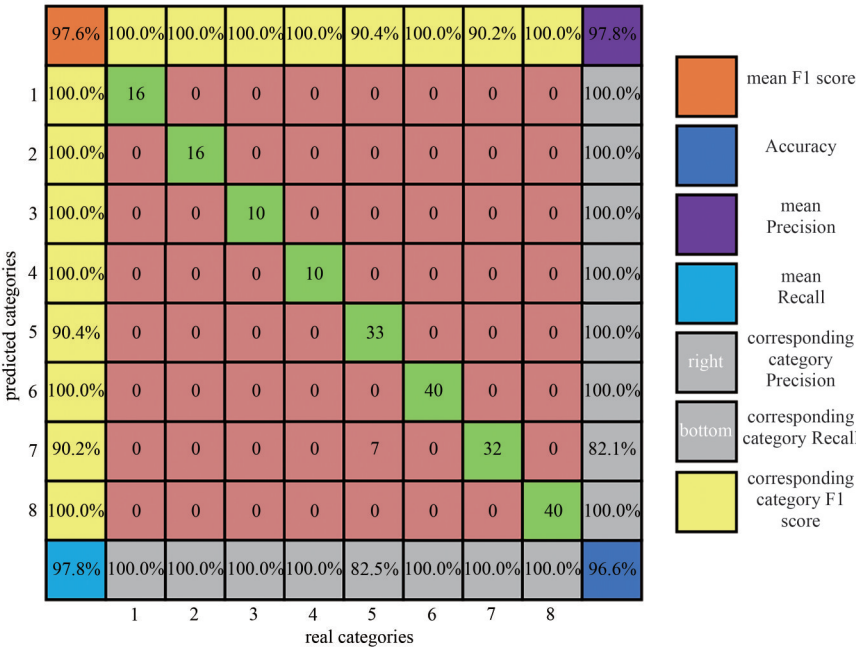


Fig.7 Signal recognition results for eight categories
图7 8种类别信号识别结果

4 结论

在多类别信号混杂的电磁环境中，非授权、非合作用频设备对电磁安全构成了重大威胁，针对此类设备的电磁信号识别技术能够为电磁安保工作提供有效帮助。本文提出了一种基于多域特征融合与智能目标检测的电磁信号识别机制，该方法由于引入了特征融合强化机制，在面临非合作目标识别问题时具有更好的识别性能。实验结果表明，该方法在公开数据集上的识别准确率达到98.1%，比传统卷积神经网络和深度神经网络的方法具有更高的识别准确率。

参考文献：

[1] BERNARDINI A, MANGIATORDI F, PALLOTTI E, et al. Drone detection by acoustic signature identification[C]// Imaging and Multimedia Analytics in a Web and Mobile World 2017. [S.l.]:Scopus, 2017:60–64. DOI:10.2352/ISSN.2470–1173.2017.10.IMAWM–168.

[2] 王钦辉,叶保留,田宇,等. 认知无线网络中频谱分配算法[J]. 电子学报, 2012,40(1):147–154. (WANG Qinhui, YE Baoliu,

- TIAN Yu, et al. Survey on spectrum allocation algorithms for cognitive radio networks[J]. ACTA Electronica Sinica, 2012,40(1): 147–154.) DOI:10.3969/j.issn.0372–2112.2012.01.024.
- [3] 姚亚峰,黄载禄. 通信信号调制识别技术[J]. 通信技术, 2003(6):41–43,50. (YAO Yafeng,HUANG Zailu. Communicational signals' modulation recognition[J]. Communication Technology, 2003(6):41–43,50.) DOI:10.3969/j.issn.1002–0802.2003.06.017.
- [4] 张振,李一兵,查浩然. 基于深度学习的大规模电磁信号识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022,20(1):29–33,39. (ZHANG Zhen,LI Yibing,ZHA Haoran. Large-scale electromagnetic signal recognition based on deep learning[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022,20(1):29–33,39.) DOI:10.11805/TKYDA2021217.
- [5] LIU X Y,YANG D,GAMAL A E. Deep Neural Network architectures for modulation classification[C]// 2017 the 51st Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2017. DOI:10.1109/ACSSC.2017.8335483.
- [6] MENDIS G J,WEI J,MADANAYAKE A. Deep learning-based automated modulation classification for cognitive radio[C]// 2016 IEEE International Conference on Communication Systems (ICCS). [S.l.]: IEEE, 2016. DOI:10.1109/ICCS.2016.7833571.
- [7] LIN Yin,TU Ya,DOU Zheng, et al. Contour stella image and deep learning for signal recognition in the physical layer[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021,7(1):34–46. DOI:10.1109/TCCN.2020.3024610.
- [8] O'SHEA T J,CORGAN J,CHARLES CLANCY T. Convolutional radio modulation recognition networks[C]// International Conference on Engineering Applications of Neural Networks. [S.l.]: Springer, 2016:213–226. DOI:10.1007/978–3–319–44188–7_16.
- [9] O'SHEA T J,CORGAN J,CLANCY T C. Unsupervised representation learning of structured radio communication signals[C]// The First International Workshop on Sensing, Processing and Learning for Intelligent Machines. Aalborg, Denmark: IEEE, 2016. DOI:10.1109/SPLIM.2016.7528397.
- [10] O'SHEA T J, WEST N, VONDAL M, et al. Semi-supervised radio signal identification[C]// 2017 the 19th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT). PyeongChang, Korea(south): IEEE, 2017. DOI:10.48550/arXiv. 1611.00303.
- [11] LIN Yun,ZHAO Haojun,MA Xuefei, et al. Adversarial attacks in modulation recognition with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2021,70(1):389–401. DOI:10.1109/TR.2020.3032744.
- [12] ZHANG Duona, DING Wenrui, ZHANG Baochang, et al. Automatic modulation classification based on deep learning for unmanned aerial vehicles[J]. Sensors, 2018,18(3):924. DOI:10.3390/s18030924.
- [13] RAMJEE S,JU S T,YANG D Y. Fast deep learning for automatic modulation classification[J/OL]. ArXiv:1901.05850, 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1901.05850.
- [14] XU Yu, LI Dezhi, WANG Zhenyong, et al. A deep learning method based on convolutional neural network for automatic modulation classification of wireless signals[J]. Wireless Networks, 2019,25(7):3735–3746. DOI:10.1007/s11276–018–1667–6.
- [15] LIN Yun,TU Ya,DOU Zheng. An improved neural network pruning technology for automatic modulation classification in edge devices[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020,69(5):5703–5706. DOI:10.1109/TVT.2020.2983143.
- [16] LIN Yun, WANG Meiyu, ZHOU Xianglong, et al. Dynamic spectrum interaction of UAV flight formation communication with priority: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020,6(3): 892–903. DOI:10.1109/TCCN.2020.2973376.
- [17] TU Ya, LIN Yun, HOU Changbo, et al. Complex-valued networks for automatic modulation classification[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020,69(9):10085–10089. DOI:10.1109/TVT.2020.3005707.
- [18] 汪文轩. 高速跳频通信信号的序列分析[D]. 成都: 电子科技大学, 2017. (WANG Wenxuan. Sequence analysis of high-speed frequency hopping communication signals[D]. Chengdu, China: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.)
- [19] AL-EMADI S, AL-SENAID F. Drone detection approach based on radio-frequency using Convolutional Neural Network[C]// 2020 IEEE International Conference on Informatics, IoT, and Enabling Technologies (ICIoT). Doha, Qatar: IEEE, 2020. DOI: 10.1109/ICIoT48696.2020.9089489.

作者简介:

冯 阳(1992–), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为信号识别. email: fengyang_hit@163.com.

郭兰图(1982–), 男, 硕士, 研究员, 主要研究方向为频谱管理、复杂电磁环境建模.

吴嘉明(2000–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为辐射源识别.

叶飞扬(2001–), 男, 学士, 主要研究方向为辐射源识别.

张万成(1982–), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为语音信号处理.

郭 琛(1993–), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为信号识别.