

一种改进 YOLO 的民航压制式干扰信号识别算法



沈家庆^{1,2}, 胡茂楠¹, 李韫蕾³, 许磊¹, 钟勉^{1,2,*}

¹中国民用航空飞行学院航空电子电气学院, 四川广汉 618307

²民航飞行技术与飞行安全重点实验室, 四川广汉 618307

³民航西南空管局维修中心, 四川成都 610200

摘要: 针对民航干扰源种类繁多以及干扰识别算法在干扰检测领域较为匮乏的现状, 提出了一种改进的 YOLOv7-ESC 干扰识别算法。首先, 对民航信号中四种常见的压制式干扰进行建模, 并构建干扰数据集; 其次, 引入连续小波变换 (CWT) 作为时-频域处理分析方法突出信号的时频特征信息; 然后, 在 YOLOv7 骨干网络中融合 ECA 注意力机制、SE 注意力机制、CBAM 注意力机制以增强信号特征提取能力; 最后, 研究出一种融合了三种注意力机制的 YOLOv7-ESC 算法来对不同干扰信号进行精准的分类识别。实验结果表明, 与传统 YOLOv7 相比, YOLOv7-ESC 模型识别精度 (P) 由 0.930 提高到 0.986, 增加了 6.0%; 均值平均精度 (mAP) 从 0.975 提升至 0.982, 增加了 0.7%; 召回率 (R) 则从 0.965 提升至 0.989, 增加了 2.5%。YOLOv7-ESC 模型在干扰识别和抗干扰能力方面具有明显优势, 在民航干扰源精准排查与识别领域有广阔的应用前景。

关键词: 深度学习; YOLOv7; 民航干扰; 注意力机制; 信号识别

DOI: [10.57237/j.cst.2025.02.002](https://doi.org/10.57237/j.cst.2025.02.002)

An Improved YOLO Algorithm for Identifying Civil Aviation Suppression Interference Signals

Shen Jiaqing^{1,2}, Hu Maonan¹, Li Yunlei³, Xu Lei¹, Zhong Mian^{1,2,*}

¹College of Aviation Electronics and Electrical, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China

²Key Laboratory of Flight Technology and Flight Safety, CAAC, Guanghan 618307, China

³Civil Aviation Southwest Air Traffic Control Bureau Maintenance Center, Chengdu 610200, China

Abstract: In view of the current situation that there are many types of civil aviation interference sources and the interference identification algorithm is relatively scarce in the field of interference detection, an improved YOLOv7-ESC interference identification algorithm is proposed. Firstly, four common suppression interferences in civil aviation signals are modeled and an interference data set is constructed; secondly, continuous wavelet transform (CWT) is introduced as a time-frequency domain processing and analysis method to highlight the time-frequency feature information of the signal; then, the ECA attention mechanism, SE attention mechanism, and CBAM attention mechanism are integrated into the YOLOv7 backbone network to enhance the signal feature extraction capability; finally, a YOLOv7-ESC algorithm that integrates three attention mechanisms is studied to accurately classify and identify different interference signals.

基金项目: 民航飞行技术与飞行安全重点实验室研究项目 (FZ2022ZZ03; FZ2022ZX46).

*通信作者: 钟勉, mianzhong@cafuc.edu.cn

收稿日期: 2025-03-11; 接受日期: 2025-04-21; 在线出版日期: 2025-05-20

<http://www.computscitech.com>

Experimental results show that compared with the traditional YOLOv7, the recognition accuracy (P) of the YOLOv7-ESC model increased from 0.930 to 0.986, an increase of 6.0%; the mean average precision (mAP) increased from 0.975 to 0.982, an increase of 0.7%; and the recall rate (R) increased from 0.965 to 0.989, an increase of 2.5%. The YOLOv7-ESC model has obvious advantages in interference identification and anti-interference capabilities, and has broad application prospects in the field of accurate investigation and identification of civil aviation interference sources.

Keywords: Deep Learning; YOLOv7; Civil Aviation Interference; Attention Mechanism; Signal Recognition

1 引言

随着机载电台及家用无线电设备的增多, 民航压制式干扰也成为发生频率最高的干扰类型, 它会使通信系统受到影响会导致通信中断和信息丢失, 影响民航飞机的精准定位和实时监控, 因此民航干扰信号的快速排查和识别对保障民航飞行安全运行具有十分重要的意义[1]。传统民航干扰排查方式干扰探测车、手持探测设备等人工排查方式, 但这些方法存在排查效率低、覆盖范围有限且多为事后检测的问题, 难以满足民航领域对干扰源实时监测的要求。无人机、固定翼飞行器等排查方式排查范围小, 而干扰信号相对复杂, 需考虑其动态特性, 并不能彻底排查干扰源, 因此传统手段无法准确实时排查到干扰目标[2]。

近年来, 随着人工智能领域的快速发展, 干扰检测识别问题逐渐引入端到端学习框架, 成为解决民航干扰问题的新思路。Meng 等人提出了一种基于复值卷积神经网络 (CV-CNN) 的多标签分类框架, 通过融合注意力机制自动识别复合干扰信号中的各个信号分量, 实现了对干扰类型的区分[3]。Qu 等人利用鲁棒功率谱特征构建干扰识别网络, 有效解决了传统方法中的退化问题, 并增强了对细微特征的捕捉能力[4]。Zhang 等人设计了一种结合 CNN 局部卷积与 Transformer 注意力机制的新型网络, 通过交叉注意计算层促进时域和频域信息的融合, 省去了传统时间-频率分析步骤[5]。Van 等人通过机器学习对原始信号样本和 GNSS 测量值进行定制信号预处理且无需人为校准, 从而提高了干扰检测和分类的准确性[6]。然而, 现有的算法大多还集中于民航干扰检测领域, 干扰分类识别领域亟待进一步研究。YOLO 算法模型因其速度和准确性方面的优势脱颖而出, 受到很多研究人员的关注[7, 8]。

因民航干扰信号在时频域的典型特征较为突出, 采用连续小波变换将时域信号转换为时频能量分布图, 并基于 YOLOv7 提出改进的融合不同注意力机制的

YOLOv7-ESC 算法, 实现对 BPSK、PI、RFI 和 STI 四种干扰信号的高精度分类识别。

2 干扰信号模型

2.1 BPSK 干扰

二进制相移键控 (Binary Phase Shift Keying, BPSK) 干扰指的是干扰器产生与民航信号本身调制方式一样的信号, 其载波相位在 0 和 π 之间切换[9]。但通常干扰信号的调制内容与民航正确信号不一致, 或者根本没有经过扩频处理, 当干扰信号与民航信号在载波频率上接近或重叠时, 接收机在进行相关检测时可能同时对两者产生较高的相关值, 从而使接收机产生误判。图 1(a)为 BPSK 时域波形图, 其数学表达式为:

$$s_{BPSK}(t) = A_i \cos[2\pi f_c t + \pi d(t)] \quad (1)$$

其中, A_i 为干扰信号幅度, f_c 为载波频率, $d(t)$ 为二进制数值 (取 0 或 1), 载波相位在 0 和 π 之间切换。

2.2 PI 干扰

脉冲干扰 (Pulse Interference, PI) 是一种周期性或随机出现的短脉冲信号, 其特点是时间上出现高峰值、持续时间短[10]。这种干扰的能量集中在短时刻内, 导致瞬时的强干扰, 瞬间的能量会使接收机前端饱和或产生非线性失真, 使得接收机的信噪比下降, 从而影响信号的捕获和跟踪。图 1(b)为 PI 时域波形图, 其数学表达式为:

$$s_{PI}(t) = A_p \prod \left(\frac{t - t_0}{T_p} \right) \quad (2)$$

其中, A_p 为脉冲幅度, T_p 为脉冲宽度, t_0 为脉冲中心时刻, $\prod(\cdot)$ 是矩形函数。

2.3 RFI 干扰

射频干扰 (Radio Frequency Interference, RFI) 指在民航频段上存在的宽带或窄带噪声干扰, 这类干扰可能来自其他电子设备、通信发射器或故意的宽带干扰器[11]。广播型的射频干扰会抬高整个系统的噪声底, 降低民航信号的有效 SNR, 使得原本就非常微弱的民航信号更加难以从噪声中提取出来。如果 RFI 的频谱与民航信号部分重叠, 会直接破坏信号的相关性能, 从而影响伪距测量和解调。图 1(c)为 RFI 时域波形图, 其数学表达式为:

$$s_{RFI}(t) = \int_{f_1}^{f_2} \sqrt{2S(f)} \cos[2\pi f t + \phi(f)] df \quad (3)$$

其中, $S(f)$ 表示 RFI 在频率 f 处的功率谱密度,

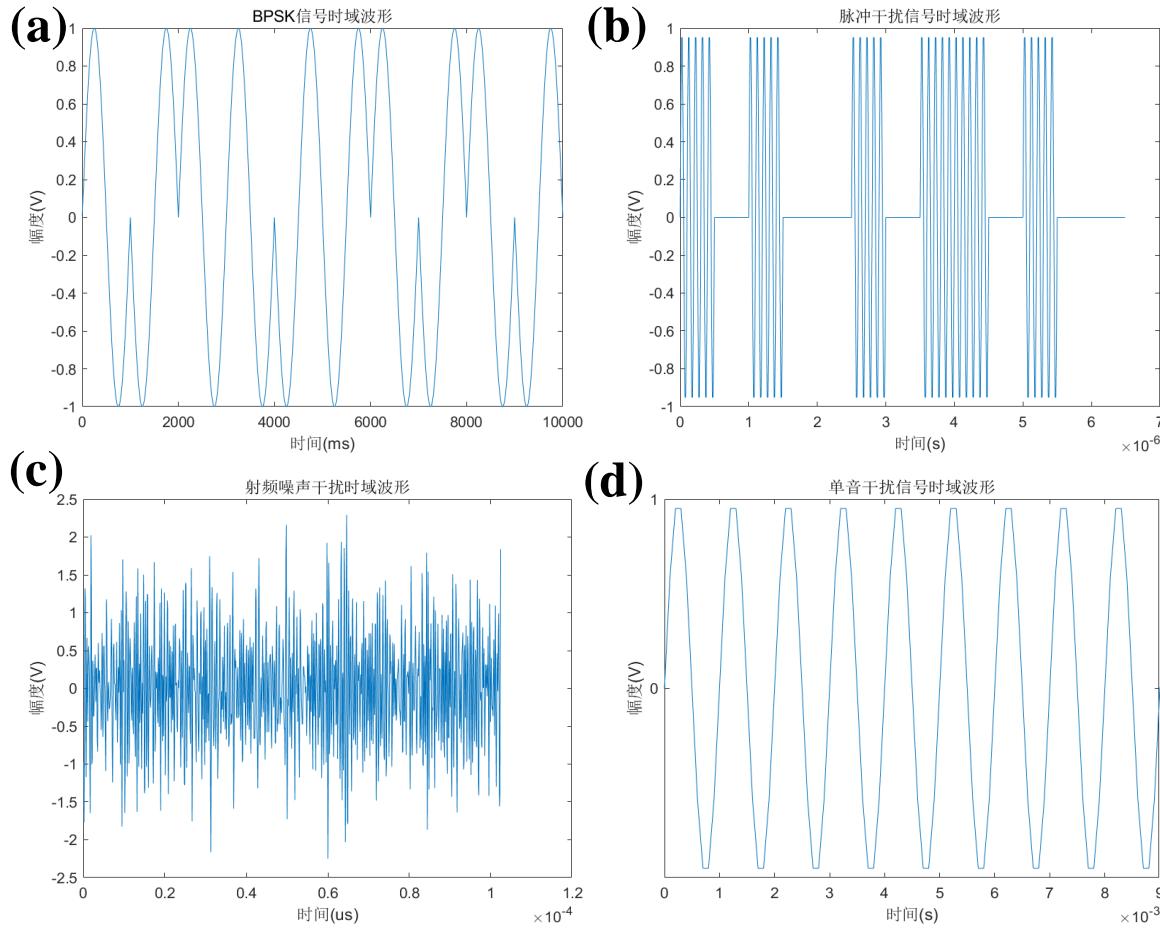


图 1 不同干扰信号时域波形。(a) BPSK; (b) PI; (c) RFI; (d) STI

$[f_1, f_2]$ 为干扰频带范围, $\phi(f)$ 为频率相关相位函数。

2.4 STI 干扰

单音干扰 (Single Tone Interference, STI) 是一种纯正弦波信号, 其频谱中只包含单一频率成分。它可以由不正常的设备发射, 或者作为特定干扰手段而故意产生[12]。单音干扰在频域上表现为一个尖锐的峰值, 如果其频率恰好落在或靠近民航信号频带内, 就可能在相关处理时产生伪相关峰, 干扰接收机对正确信号的检测。在实际系统中, 单音干扰还可能与其他信号产生互调, 进一步恶化接收机的工作环境, 使得整个系统的动态范围下降。图 1(d)为 STI 时域波形图, 其数学表达式为:

$$s_{STI}(t) = \sqrt{2P} \cos(2\pi f_c t + \phi) \quad (4)$$

其中, P 为 STI 干扰信号的功率, f_c 为干扰信号的单一频率, ϕ 为其初始相位。

3 数据处理与分析

3.1 数据集仿真

为了获得上文提到的几种干扰样式的时频分布, 设置信号参数并生成仿真数据, 根据参数仿真数据集, 并对图像数据进行数据增强操作, 包括图像翻转、图形锐化、对比度增强, 以提高模型的鲁棒性。每类干扰信号仿真 500 个参数均匀变化的数据集, 所有干扰共仿真得到 $500 \times 4 = 2000$ 个信号样本, 按照类别随机抽取出 80% 构成训练集, 20% 构成测试集, 所有信号采样频率均采用频率归一化处理, 统一设置为 50 MHz。

3.2 连续小波变换

连续小波变换 (Continuous Wavelet Transform,

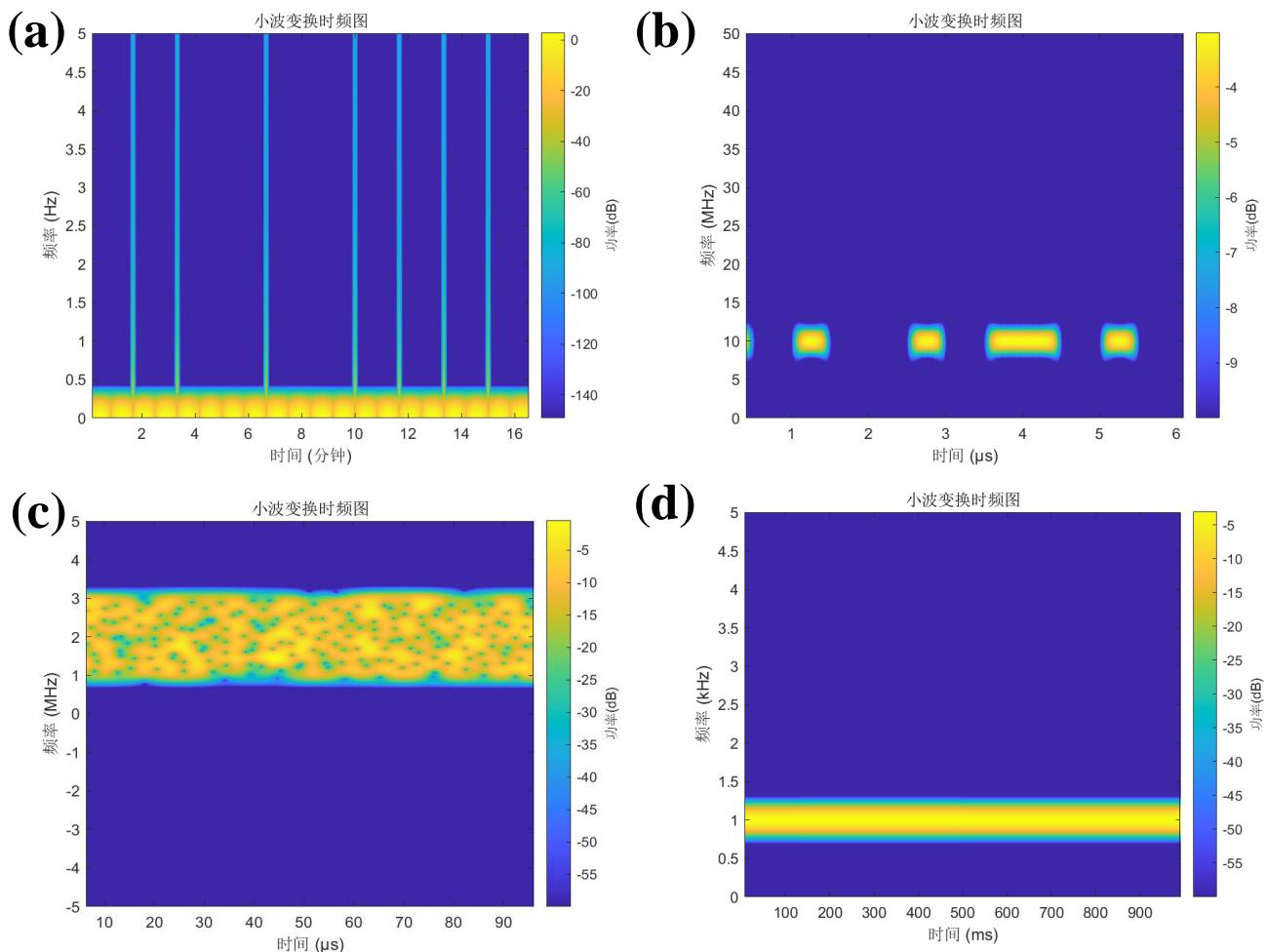


图 2 不同干扰信号小波变换后的时频谱图。 (a) BPSK; (b) PI; (c) RFI; (d) STI

CWT) 是一种时间-频率局部分析方法, 对信号进行连续尺度和平移的分析, 旨在通过分析信号的局部特征来提供更详细的信息[13]。其数学表示如下:

$$CWT(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \sqrt{\frac{1}{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (5)$$

其中, $x(t)$ 是输入信号, ψ 是小波基函数, a 是尺度参数, b 是平移参数。

利用连续小波变换生成信号的时频 RGB 能量分布图, 作为后续网络训练的数据集, 其中小波函数选用 ‘cmor1-1’ 小波, 变换的尺度序列长度为 128。图 2 展示了各干扰信号经 CWT 处理得到的时频图像, 其中横轴表示信号时长, 纵轴表示信号频率, 不同强度反映了信号能量的分布情况。

4 算法识别与评估指标

4.1 YOLOv7-ESC 算法

如图 3 所示, YOLOv7 检测网络由输入层、主干特征提取网络 (Backbone)、特征金字塔网络 (Neck) 和检测头 (Head) 构成。主干网络采用卷积、E-ELAN、MPConv 和 SPPCSPC 模块构建, 其中, E-ELAN 模块在原 ELAN 基础上, 通过调整计算块而保持过渡层结构, 利用扩展、打乱和合并基数的思想, 在不破坏梯度路径的前提下增强网络的学习能力 [14, 15]。SPPCSPC 模块在一系列卷积中并行引入多次 MaxPool 操作, 有效避免图像处理时引起的失真, 并减少重复特征的提取。MPConv 模块利用 MaxPool 扩张当前特征层后, 与常规卷积提取的特征融合, 提高了网络的泛化性能 [16]。YOLOv7 的输入图像首先在主干网络中提取多尺度特征图, 接着通过重新参数化的 REP 层调整通道数, 将特征转换为边界框、类别和置信度信息, 最后由检测头通过卷积下采样实现大、中、小目标的多尺度检测。

挤压和激励网络 (Squeeze-and-Excitation Networks, SE) 注意力机制首先对输入图像的每个通道进行全局平均池化, 获得一个全局描述向量 [17]。其次该向量依次通过两个全连接层, 确保输出特征的通道数不变。然后利用 Sigmoid 激活函数将全连接层的输出归一化

到 0 至 1 之间, 作为每个通道的重要性权重。最后将这些权重与原始特征图逐元素相乘, 实现对重要通道的强调和对冗余信息的抑制, 从而提升模型的表达和判别能力。有效的通道注意力机制深度卷积神经网络

(Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks, ECA) 注意力机制实际上是 SE 机制的改进 [18]。ECA 摒弃了 SE 中使用的全连接层, 转而采用 1×1 卷积核对特征图进行处理, 这种方式不仅减少了模型参数, 而且利用卷积操作本身对跨通道信息的捕捉能力, 认为对所有通道进行全连接处理并非必要, 从而实现了高效的通道注意力计算。卷积块注意力模块 (Convolutional Block Attention Module, CBAM) 注意力机制其优势在于同时结合了通道注意力和空间注意力, CBAM 在保留类似 SE 的通道注意力分支的同时, 还加入了一个空间注意力分支, 对特征图的空间维度进行加权处理 [19]。CBAM 使得最终的特征提取效果得以进一步增强, 提升模型整体性能。

将 YOLOv7 与三种注意力机制——ECA、SE 以及 CBAM 相融合, 构建了 YOLOv7-ESC 算法, 以实现对复杂干扰信号的高精度识别。通过引入 ECA 机制, 模型利用其轻量级卷积捕捉通道间的局部依赖; SE 模块对每个通道进行全局平均池化和全连接映射有优势; CBAM 模块在通道和空间两个维度上的联合注意力模式可以有效地强化输入特征。

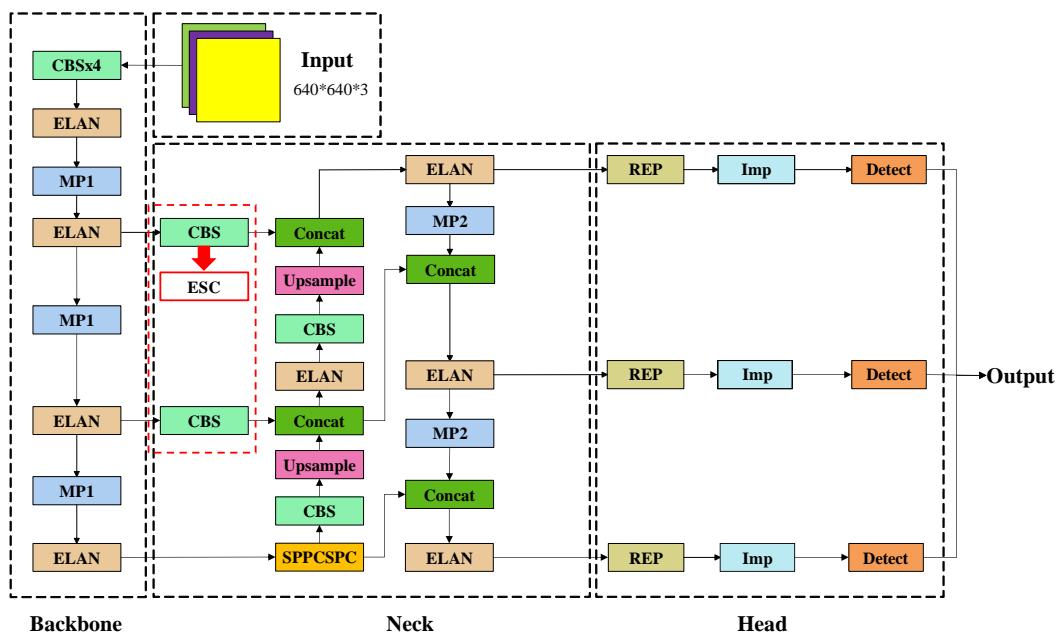


图 3 YOLOv7-ESC 模型结构图

4.2 信号识别流程

首先, 对民航四种干扰信号进行建模, 然后分别进行连续小波变换得到各类信号的时频功率谱图像; 其次, 仿真多种时频图像构建干扰数据集; 然后, 建立干扰信号识别模型并对训练集进行训练, 并判断训练结果是否满足精度需求, 如果不满足, 通过优化数据集和调整识别模型来进行改进; 最后, 输出满足精度的训练结果, 用测试集对训练结果进行测试得到模型分类识别结果。整体流程如图 4 所示。

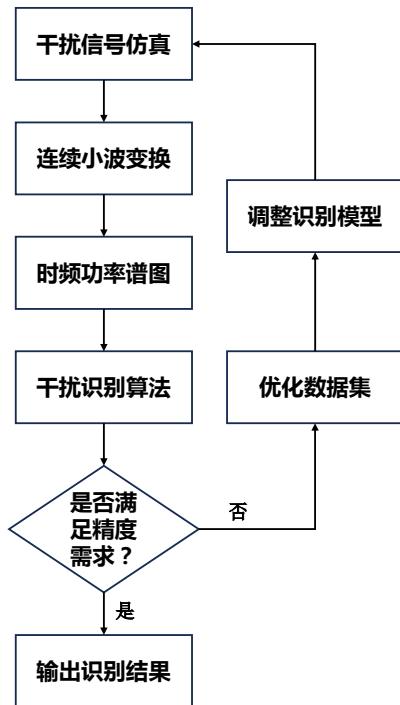


图 4 整体流程图

4.3 实验评价标准

为了评估模型识别信号的质量, 选用的评估具体精度指标有, 准确度 (Precious, P)、均值平均精度 (mean Average Precision, mAP)、召回率 (Recall, R)。

准确度 P 是被准确归类为属于正例类别的目标在被判定为属于该类别的所有目标中所占的百分比。公式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (6)$$

其中, T_p 代表算法正确分类为属于正类的目标的数

量, F_p 代表算法错误分类为属于正类的目标的数量, 通过使用平均查准率 AP 值将查准率和查全率相结合来评估检测算法的性能。AP 的计算公式:

$$AP = \sum_i^N P_r(k) \Delta R_e(k) \quad (7)$$

其中, N 是测试集中图像的总数, $P_r(k)$ 是图像 k 的 P_r 值, $\Delta R_e(k)$ 表示从图像 $k-1$ 到具有 R_e 值的图像 k 的过渡。

均值平均精度 mAP 是衡量目标检测模型整体性能的常用指标, mAP 综合反映了模型在所有类别上检测的准确性和全面性。mAP 公式如下:

$$mAP = \frac{AP}{C} \quad (8)$$

其中, C 是目标检测任务中存在的类别的总数。

召回率 R 表示在所有真实存在的目标中, 模型能正确检测出多少。如果召回率高, 说明模型漏检的情况较少, R 公式如下:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

其中, TP (True Positives) 是被正确检测出的目标数, FN (False Negatives) 为漏检的目标数。

5 实验结果及分析

5.1 消融实验分析

如表 1 所示, 设计了五种实验方案来验证所提算法的有效性: YOLOv7、YOLOv7-ECA、YOLOv7-SE、YOLOv7-CBAM 以及 YOLOv7-ESC。采用精确度 (P)、均值平均精度 (mAP) 和召回率 (R) 三个指标来评估各模型的识别性能。

从图 1 和表 1 可以看出, 各改进模型在不同指标上均较原始 YOLOv7 有所提升。其中, YOLOv7-ECA 精度 P 方面达到了 0.988, YOLOv7-CBAM 均值平均精度 mAP 方面达到了 0.987, 而 YOLOv7-ESC 模型的召回率 R 达到了 0.989, 并且 P 和 mAP 分别达到了 0.986 和 0.982 上也保持较高精度。综合来看, YOLOv7-ESC 算法在三项指标上都较为优秀, 呈现出更好的平衡性, 更高的召回率既能有效减少漏检, 又能维持较高的识别准确度, 这说明 YOLOv7-ESC 算法对比传统 YOLOv7 及其它注意力机制

相结合的算法, 在识别性能上具有明显的优势。

表 1 不同网络模型对比实验分析

模型	P	mAP	R
YOLOv7	0.930	0.975	0.965
YOLOv7-ECA	0.988	0.979	0.977
YOLOv7-SE	0.983	0.970	0.967
YOLOv7-CBAM	0.966	0.987	0.961
YOLOv7-ESC	0.986	0.982	0.989

5.2 不同干扰识别结果分析

如表 2 所示, 传统的 YOLOv7 算法在不同干扰下均能保持不错的分类识别性能, 但其性能会受到干扰类型的影响, 模型对 PI 干扰具有较好的识别效果; 而 BPSK 干扰对精度和召回率的影响较大, 整体识别精度略低于其他干扰条件。RFI 和 STI 干扰介于两者中间, 整体上来看均有 90% 以上的识别精度。

表 2 YOLOv7 算法识别不同干扰的精度

YOLOv7 模型	P	mAP	R
BPSK	0.915	0.967	0.959
PI	0.945	0.980	0.972
RFI	0.928	0.974	0.963
STI	0.932	0.979	0.966

表 3 对比表 2 可知, YOLOv7-ESC 模型在各类干扰下均表现出明显的性能提升, BPSK 干扰 YOLOv7 的 P 为 0.915, 而 YOLOv7-ESC 提升至 0.984, 提升幅度较大; PI 干扰 YOLOv7 的 P 为 0.945, 而 YOLOv7-ESC 达到 0.989; YOLOv7-ESC 算法对于 RFI 和 STI 干扰的

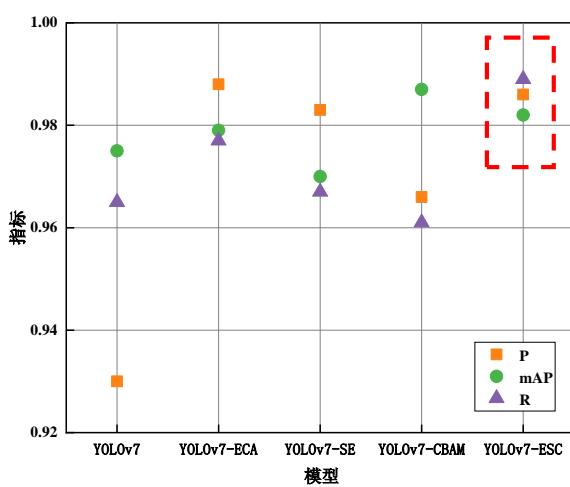
P 分别为 0.987 和 0.984, 相较于 YOLOv7 的 0.928 和 0.932 也有显著提高。虽然 YOLOv7 在 mAP 精度上表现较为均衡, 但 YOLOv7-ESC 算法在各类干扰下的 mAP 均有提高, 尤其 PI 和 RFI 干扰 mAP 分别达到了 0.985 和 0.983, 说明模型在干扰的分类方面更为准确。YOLOv7-ESC 算法在 R 上对比 YOLOv7 也有提升, BPSK 从 0.959 提升到 0.986, PI 从 0.972 提升到 0.991, STI 从 0.966 提升到 0.991, 其漏检率有显著的降低。因此, 引入的 ESC 机制有效提升了模型对各种干扰的抗干扰能力, 从而实现了更高的识别性能。

表 3 YOLOv7-ESC 算法识别不同干扰的精度

YOLOv7-ESC 模型	P	mAP	R
BPSK	0.984	0.979	0.986
PI	0.989	0.985	0.991
RFI	0.987	0.983	0.988
STI	0.984	0.981	0.991

从图 5(a)可见, YOLOv7-ESC 模型有着最高的 R, 且 P 和 mAP 也保持在较高水准, 整体性能最为均衡, 明显优于传统的 YOLOv7、YOLOv7-ECA、YOLOv7-SE、YOLOv7-CBAM 改进模型。图 5(b)对比了 YOLOv7 与 YOLOv7-ESC 在四种不同干扰环境下的识别效果, 结果表明 YOLOv7-ESC 算法对于所有干扰类型识别效果均有明显提升, 尤其是 BPSK 和 STI 干扰的 P 和 R 增长较为明显。因此, YOLOv7-ESC 模型显著增强了模型的抗干扰能力, 对于民航干扰识别具有重要意义。

(a)



(b)

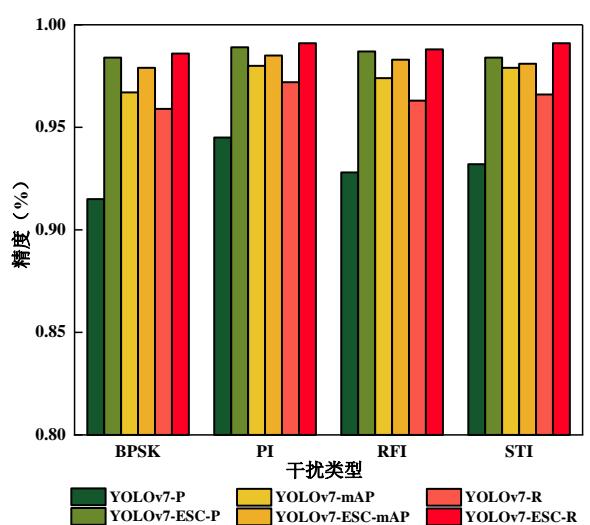


图 5 不同模型及不同干扰对比分析。(a)不同模型对比; (b)不同干扰识别精度对比

6 结论

提出了一种改进的 YOLOv7-ESC 干扰识别算法, 从信号建模、数据增强、小波变换时频特征提取到模型训练及结果评估几个方面, 构建了一套完整的干扰信号识别流程。通过实验对比了 YOLOv7、YOLOv7-ECA、YOLOv7-SE、YOLOv7-CBAM 以及 YOLOv7-ESC 模型对四种民航压制式干扰 BPSK、PI、RFI、STI 的识别性能, 实验结果表明 YOLOv7-ESC 模型在精度、平均精度和召回率三个指标上均优于原始 YOLOv7 模型和其他改进模型, 在抗干扰能力上表现突出, 并且能显著降低漏检率, 同时保持较高的分类准确性, 为民航系统的抗干扰识别研究提供了有力的理论基础和技术支撑。

参考文献

- [1] Zhou H, Wang L, Ma M, et al. Compound radar jamming recognition based on signal source separation [J]. Signal Processing, 2024, 214: 109246.
- [2] Chang Y, Cheng Y, Manzoor U, et al. A review of UAV autonomous navigation in GPS-denied environments [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2023, 170: 104533.
- [3] Meng Y, Yu L, Wei Y. Multi-label radar compound jamming signal recognition using complex-valued CNN with jamming class representation fusion [J]. Remote Sensing, 2023, 15(21): 5180.
- [4] Qu Q, Wei S, Liu S, et al. JRNet: Jamming recognition networks for radar compound suppression jamming signals [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 15035-15045.
- [5] Zhang H, Zhao M, Zhang M, et al. A combination network of CNN and transformer for interference identification [J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2023, 17: 1309694.
- [6] van der Merwe J R, Contreras Franco D, Hansen J, et al. Low-cost COTS GNSS interference monitoring, detection, and classification system [J]. Sensors, 2023, 23(7): 3452.
- [7] Huang P, Wang S, Chen J, et al. Lightweight model for pavement defect detection based on improved YOLOv7 [J]. Sensors, 2023, 23(16): 7112.
- [8] O'Shea T J, Roy T, Clancy T C. Over-the-air deep learning based radio signal classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(1): 168-179.
- [9] 张淑宁, 赵惠昌, 王李军. 伪码调相连续波引信压制式宽带干扰抑制的包络滤波方法 [J]. 电子与信息学报, 2006, 28(6): 1040-1044.
- [10] 王晓君, 薛琳博, 王彦朋. 基于 STFRFT 的脉冲干扰抑制方法研究 [J]. Journal of Hebei University of Science & Technology, 2021, 42(1).
- [11] Tao M, Su J, Huang Y, et al. Mitigation of radio frequency interference in synthetic aperture radar data: Current status and future trends [J]. Remote Sensing, 2019, 11(20): 2438.
- [12] Du R, Yue L, Yao S, et al. Single-tone interference method based on frequency difference for GPS receivers [J]. Progress In Electromagnetics Research M, 2019, 79: 61-69.
- [13] Aguiar-Conraria L, Soares M J. The continuous wavelet transform: Moving beyond uni- and bivariate analysis [J]. Journal of economic surveys, 2014, 28(2): 344-375.
- [14] Li C, Wang Y, Liu X. An improved YOLOv7 lightweight detection algorithm for obscured pedestrians [J]. Sensors, 2023, 23(13): 5912.
- [15] Yang Y, Kang H. An enhanced detection method of PCB defect based on improved YOLOv7 [J]. Electronics, 2023, 12(9): 2120.
- [16] Yu C, Feng Z, Wu Z, et al. Hb-yolo: An improved yolov7 algorithm for dim-object tracking in satellite remote sensing videos [J]. Remote Sensing, 2023, 15(14): 3551.
- [17] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks [C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 7132-7141.
- [18] Wang Q, Wu B, Zhu P, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]. Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020: 11534-11542.
- [19] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module [C]. Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 3-19.