

引用格式: 刘涛, 刘宇畅, 刘昕卓, 等. 基于噪声指纹的无人机检测与识别 [J]. 电子科技大学学报, 2025, 54(4): 546-553.

LIU T, LIU Y C, LIU X Z, et al. Drone detection and identification based on noise fingerprint[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2025, 54(4): 546-553.



基于噪声指纹的无人机检测与识别

刘涛¹, 刘宇畅^{2*}, 刘昕卓³, 黄林⁴

(1. 93142 部队, 成都 610041; 2. 西南电子设备研究所, 成都 610036; 3. 31307 部队, 成都 610051;

4. 电子科技大学 电子科学与工程学院, 成都 611731)

摘要: 现有的无人机检测和识别方案在面对小型、低空、低速或悬停无人机时存在精度不够高、鲁棒性差、数据处理复杂和容易受环境影响等问题。因此, 提出了一种基于无人机噪声特征指纹的无人机检测和识别系统。在数据预处理阶段, 该系统首先去掉环境噪声的干扰, 并对训练音频数据进行数据增强从而丰富训练数据集的多样性, 适应无人机在不同操作条件下的噪声特征。特征提取模块通过设计时域峰值归一化算法和特征向量重缩放算法, 从而降低系统在提取特征时因信号强度或距离的变化而导致特征的不稳定性, 提高系统的距离鲁棒性。最后, 构建一种新的基于多个 KNN 分类器的无人机识别算法, 实现对无人机型号的识别。实验结果表明, 该系统能够在多种不同环境和距离条件下实现对无人机的准确检测与识别。

关键词: 无人机检测; 无人机识别; 声纹提取; 噪声识别; MFCC 特征

中图分类号: TP391.7

文献标志码: A

DOI: 10.12178/1001-0548.2024309

Drone detection and identification based on noise fingerprint

LIU Tao¹, LIU Yuchang^{2*}, LIU Xinzhuo³, and HUANG Lin⁴

(1. Unit 93142, Chengdu 610041, China; 2. Southwest China Research Institute of Electronic Equipment, Chengdu 610036, China;

3. Unit 31307, Chengdu 610051, China; 4. School of Electronic Science and Engineering, University of Electronic Science

and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: With the rapid development of drone technology, its application areas are constantly expanding to military, civil and commercial fields. Drone identification systems play an important role in ensuring the legal flight of drones and resisting potential threats. However, the existing drone detection and identification schemes have shortcomings such as low accuracy, poor robustness, complex data processing and susceptibility to environmental influences when facing small, low-altitude, low-speed or hovering drones. Therefore, a drone detection and identification system based on drone noise fingerprint is proposed. In the data preprocessing stage, the system first removes the interference of environmental noise and performs data enhancement on the training audio data to enrich the diversity of the training data set and adapt to the noise characteristics of drones under different operating conditions. In the feature extraction module, the time-domain peak normalization algorithm and the feature vector rescaling algorithm are adopted to reduce the instability of features caused by changes in signal strength or distance during feature extraction, thereby enhancing the distance robustness of the system. Finally, the system constructs a new drone identification algorithm based on multiple k-nearest neighbor classifiers to realize the identification of drone models. Experimental results show that the system can accurately detect and identify drones under a variety of different environments and distance conditions.

Key words: drone detection; drone identification; acoustic fingerprint; noise identification; MFCC features

收稿日期: 2024-11-10

基金项目: 国家重点研发计划 (2022YFF0707904)

作者简介: 刘涛, 正高级工程师, 主要从事电子信息工程方面的研究。

*通信作者 E-mail: liuyc.cc@foxmail.com

近年来,无人机相关技术不断发展,其飞行控制、发动机、通信系统等方面的技术水平显著提升,使之能够更加精确、稳定、安全的飞行,应用领域也在军事、民用多个领域不断拓展。但违法和“黑飞”等事件也越来越多,如利用无人机走私贩毒、侵入私人空间、扰乱和危及民航起降等。为实现有效管控,基于雷达、计算机视觉、射频、声学等多型无人机探测和识别系统应运而生。

1) 基于雷达的探测和识别。主要依靠雷达发射信号探测和识别^[1],依据原理分为自主发射电磁波并侦测反射信号的主动雷达^[2]、侦测无人机通信或导航信号的被动雷达^[2-3]、利用信号频率变化检测运动状态的多普勒雷达^[4-5]、可动态调整辐射方向和波速宽度的相控阵雷达^[6-7]和外辐射源雷达^[1,8]等。文献[5]考虑了当接收的雷达信号与多架无人机的微多普勒特征叠加时的检测问题,利用 Cadence 频谱特征和 K 均值分类器,尝试在多种无人机类型组合中区分四旋翼、六旋翼和直升机。文献[9]研究了如何提高无人机雷达分类的鲁棒性,利用同时测量和双波段雷达,从时频光谱图中提取融合特征。但该方案对小型、低空、低速和悬停的无人机检测能力不足,易受到环境和障碍物影响,且无法区分目标型号。

2) 基于计算机视觉的探测和识别。主要依赖光学传感器获取数据,采用图像^[10-12]提取无人机飞行特征^[13-15]和行为模式^[16-17],达成对视距内目标的检测和识别。文献[18]在给定的图像数据中实现了无人机检测,文献[19]使用二维通道傅里叶描述来训练神经网络提升分辨率,实现了典型无人机和近似鸟类的区分。但该方案受天气、光照等影响大,暗夜、雾霾、雨雪等均会削弱其效能。

3) 基于射频的探测和识别^[20-22]。主要通过对比无人机飞行过程中的指挥、控制、导航等通信协议进行探测和识别^[23-26]。文献[27-28]分别介绍了通过射频天线采集指定频域信号,使用小波分解提取无人机通信信号特征参数,并通过融合分析和交叉测向实现目标探测和定位的方法。虽然射频方案可实现远程探测,但对于使用图像^[29-30]和惯导系统^[31-32]等不发射信号、自主飞行无人机^[33]效果不佳,且对同频工作的不同类型无人机无法有效分辨。

4) 基于声学的探测和识别。现有声学方案大多通过提取无人机噪声中诸如线性预测倒谱系数、

梅尔频率倒谱系数、短时傅里叶变化或频谱图等特征,进行单相似性度量或机器学习模型训练来进行匹配探测。文献[34]设计了一种基于声学的监控系统,采用多麦克风检测融合算法和模型来实现无人机探测。文献[35]通过对比鼓轮、小风扇和无人机悬停声信号,实现了无人机与其他两种噪声的精确区分。文献[36]提出了将 SoundUAV 作为额外身份验证因素,利用无人机声学噪声特性差异进行指纹识别,但没有考虑距离和其他噪声影响。文献[37]通过使用衰减的无人机信号进行训练和测试,得出理论上可以在 300 m 距离实现无人机检测,但此研究没对衰落进行验证,也没考虑实际场景中各种噪声对检测和识别的影响。因此,现有基于声学的方案大多只能检测无人机存在与否,无法识别具体型号。并且,这些方案也容易受到无人机距离、环境噪声和载荷等因素的影响。

根据现有研究中存在的问题,本文新设计了一种基于无人机噪声指纹识别系统。该系统能够较好抵御信号强度和距离对目标声音特征的影响,可在多种环境下实现对无人机的精确检测和型号识别。

1 系统设计

系统的整体流程如图 1 所示。本系统由数据预处理、特征提取和无人机分类与检测 3 个部分组成。在数据预处理阶段,首先对输入的无人机音频数据进行低通滤波,从而去掉多余环境噪声的干扰。并在训练环节对其进行数据增强从而丰富训练数据集的多样性,适应无人机在不同操作条件下的噪声特征。在特征提取阶段,设计时域峰值归一化算法和特征向量重缩放算法,从而降低系统在提取特征时因信号强度或距离的变化而导致 MFCC 特征的不稳定性,提高识别的准确性和一致性,增强系统的距离鲁棒性。在无人机分类与检测阶段,构建一种新的基于 K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)的分类模型。首先,本文根据实验收集到的无人机训练数据设置了规定的阈值,在无人机检测阶段超过阈值的音频会被归为非无人机类。此外,在 KNN 分类器的基础之上融入身份投票机制,同时考虑音频信号的局部特征和全局信息,提高了模型对音频特征的表征能力和分类性能,从而实现对无人机的检测与型号识别。

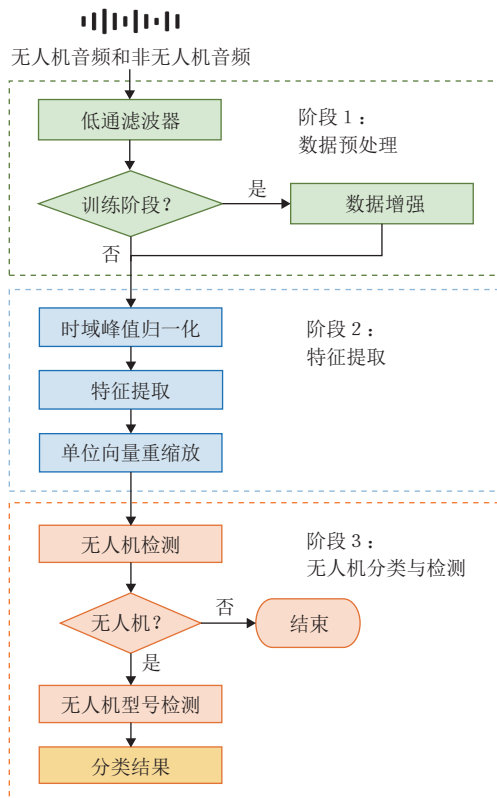


图 1 无人机检测与识别的整体架构图

1.1 滤波

收集到的无人机噪声音频信号包含了大量环境噪声和干扰。这些成分会干扰无人机音频的特征提取和识别，从而降低识别的准确率。为了减少噪声和干扰信号对系统的影响，首先对无人机的噪声频谱进行了分析，其结果如图 2 所示。可以看出，无人机的噪声的主要频率分布在 0~4 kHz 之间。同时，低频噪声具有更远的传播距离，并携带大量相关的特征信息。因此，基于以上分析，提出首先滤除 3.5 kHz 以上的频率成分，保留具有代表性的低中频信号。即采用一个截止频率为 3.5 kHz 的低通滤波器，对接收到的音频信号进行低通滤波。

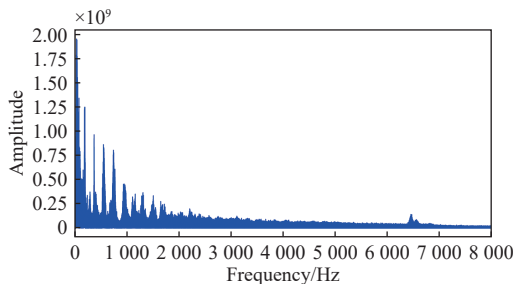


图 2 无人机噪声频率分布

1.2 数据增强

在实际应用中，通过麦克风收集到的无人机发

出的声音会随着无人机飞行状态的不同而发生细微变化，如不同的飞行模式、飞行状态、载荷和硬件设置等。这些差异主要体现在无人机声音的频率发生偏移上^[38]。

为了体现因为无人机状态差异引起的频率变化，对于用于训练的音频数据使用频率弯折技术 (frequency warping) 进行数据增强。即对于每一个收集到的音频样本都进行重新采样，使得 $f_i = \alpha_i f$ 。本文选择了 α_i 值为 0.8~1.2，步长为 0.02。因此，每个样本都经过 21 次重新采样过程，这使得数据集增加了 21 倍。

1.3 峰值归一化

另一方面，无人机噪声音频信号还会随着无人机距离的不同而发生显著变化，而信号强度改变引起的特征改变尤为明显。从直觉上来说，为了减少距离因素对系统准确度的影响，可以使用数据增强技术，通过增加在不同距离得到的训练数据来改善系统准确度。但是该方案需要对每一个可能的距离，都收集一组对应的音频数据，这将大幅度增加训练数据的数量，给系统带来负担。因此，本文提出采用峰值归一化 (peak normalization) 方法^[38]对音频信号进行处理。峰值归一化是一种音频信号预处理技术，通过对信号的振幅值进行调整，使其达到预定的标准水平，从而消除因距离变化导致的振幅差异。

由于在很短时间内，无人机距离不会发生较大变化，且本项工作也不考虑无人机噪声的时域动态特征，因此首先将输入音频信号划分成帧，并保持每帧长度为 0.2 s。接下来计算每帧的最大振幅值，即峰值。再将音频信号中所有采样点的振幅值除以最大振幅值，从而得到归一化后的音频信号：

$$x_{\text{Norm}}(t) = \frac{x(t)}{A_{\text{max}}} \quad (1)$$

式中， $x(t)$ 表示信号原始的振幅； $A_{\text{max}} = \max\{x(t)\}$ 表示信号振幅的最大值； $x_{\text{Norm}}(t)$ 为峰值归一化之后的信号振幅。峰值归一化方法能使不同距离录制的音频信号在特征提取和模式识别阶段具有一致的振幅水平，从而有效提高识别的准确率。通过峰值归一化处理后的音频信号在后续特征提取和分类过程中表现出更高的一致性和鲁棒性。

1.4 MFCC 特征提取

本项工作选用了广泛应用于音频分析领域的梅尔频率倒谱系数 (MFCC) 实现对每帧音频数据的

特征提取。MFCC 系数是一种根据人耳对不同频率的感知特点设计的非线性特征, 并强调了低频段的能量分布更能有效反映实际听觉系统的响应特点。由于无人机螺旋桨噪声的基频及其谐波主要集中在 0~4 kHz 的频率范围内, 本文计算了 40 个 MFCC 系数组成的特征向量 p 用于捕捉信号低频段的能量特征。

MFCC 特征提取算法具体流程如下。

1) 对输入音频文件进行预处理, 包括预滤波、预加重和分帧等;

2) 对音频数据进行一个 STFT, 如式 (2) 所示, 其中 N 表示每次进行傅里叶变换使用的样本点数。在计算功率谱之后, 通过梅尔滤波器组对频谱进行处理, 提取出反映语音特征的信息, 线性频率到梅尔频率的映射如式 (3) 所示。

$$S_i(k) = \sum_{n=1}^N s_i(n) e^{-j2\pi kn/N} \quad 1 \leq k \leq K \quad (2)$$

$$\text{Mel}(f) = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (3)$$

3) 进行离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 等数学运算, 进一步提取出反映语音特征的信息, 如式 (4) 所示, 其中 L 为 MFCC 的系数阶数, M 表示三角滤波器的系数。

$$C(n) = \sum_{m=0}^{N-1} s(m) \cos \left(\frac{\pi n(m-0.5)}{M} \right) \quad n = 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

4) 对特征向量进行均值归一化, 输出 MFCC 特征。

1.5 特征向量重缩放

由于自然环境中还通常存在着某些瞬时噪声。这些噪声通常持续时间短并且能量相对较高, 往往会掩盖无人机本身的声音, 并使得峰值归一化后的无人机噪声信号发射畸变, 对系统的准确率产生较大影响。因此, 本文提出对 MFCC 特征进行进一步重缩放运算, 减少瞬时噪声对识别效果的影响。即首先计算每个特征向量的欧几里得范数 (L2 范数), 然后将特征向量的每个元素除以其范数, 使其成为单位向量, 整体过程如式 (5) 所示。

$$p' = p / \sqrt{\sum_{i=1}^n p_i^2} \quad (5)$$

这一过程将特征向量的元素缩放到统一的范围内, 消除了因为瞬时噪声引入的、在峰值归一化过

程中产生的畸变, 从而提高了特征向量的一致性。

1.6 分类器

对于从每个音频帧提取的 MFCC 特征, 本文采用多个 KNN 分类器用于对音频的分类。KNN 分类器已经应用于多种分类问题中, 具有出色的精度和运行效率, 尤其适用于训练数据比较有限的场景中。

在训练环节, 系统提取来自多个型号无人机的 MFCC 特征作为训练数据, 并使用两个分类器来进行无人机识别。即系统首先获取所有型号无人机的特征训练数据。在这种情况下, 因为只有无人机的音频数据, 使用一个特殊版本的 KNN 分类器, 并将所有无人机特征作为一个整体训练一个 KNN 分类器, 并设定对应的阈值, 作为无人机检测模块来区分无人机和非无人机的音频信号。在此之后, 系统再利用该特征集训练一个 n 类 KNN 分类器作为无人机识别模块, 进一步验证无人机的型号。

在测试环节, 提取的 MFCC 特征会输入分类器。首先无人机检测模块会判断该音频特征是否由无人机产生。如果检测为真, 系统将把该特征进一步提供给无人机识别模块, 进一步判断无人机的具体型号。如果检测为假, 表明该特征并不由无人机产生, 整个检测流程结束。

在实际应用中, 对单个帧的预测可能受到各种偶然噪声和干扰的影响, 导致分类错误。为了提高系统的准确率, 还采用了基于多数投票的机制。通过对多个连续音频分类结果进行投票, 选择最常出现的分类结果作为最终输出结果, 确保得到更加准确稳定的分类结果。

2 实验设置

2.1 实验数据采集

本文在空旷环境对无人机噪声进行现场采集, 并对系统进行了测试。选择 6 种型号的无人机 (DJI: MINI2, DJI: MINI2Pro, DJI: MINI3, DJI: MINI3Pro, DJI: AIR2, DJI: Mavic3), 并使用型号为 RODE NTG4+ 的高质量麦克风对其进行噪声收集, 采样频率设置为 44.1 kHz。在音频采集过程中, 将麦克风直立放置在距地面 1 m 的位置, 无人机飞行高度设置为 10 m, 飞行距离为 3~70 m。

同时, 为了评估音频数据的一致性, 对每一个实验距离, 在不同日期分别收集 5~10 min 音频数据: 0~2 day (第 1 节), 3~7 day (第 2 节),

以及 8~10 day (第 3 节)。在第 1 节和第 2 节数据收集过程中,保持环境的相对安静,而在接下来的第 3 节,保持环境安静或用电脑播放某种环境噪声。其中,在距离无人机 1 m 处测得无人机噪声为 60~70 dB,播放的环境噪声为 50~55 dB。最后,将第 1 节数据作为训练集,第 2 节数据用于安静场景下的测试,第 3 节数据用于含噪声场景下的测试。

由于很难现场采集到其余非无人机的声音数据,本文还使用了在线资源。即从在线视频网站下载了相关视频文件,并手动截取了 7 种生活中常见的音频数据,包括 5 种人造声音和 2 种自然声音的数据,具体信息如表 1 所示。

表 1 非无人机音频数据收集表

声音类型	时长/min
直升机噪音	16
汽车噪音	23
施工噪声	17
说话声	12
音乐声	12
鸟鸣声	8
环境噪音	14

对于不同类型的噪音和无人机噪音归一化后的频率-幅度图对比如图 3 所示。从图中可以得出,在滤波后的 0~3.5 kHz 频率段无人机的频率特征整体上与其他几类噪音特征具有较大的差异。其中,直升机、汽车和施工噪音在较低频率段具有相似间隔的峰值。而环境噪声、鸟鸣声和说话声在这一频段内表现出较为分散的频谱特征,缺乏明显的周期性峰值特征。此外,音乐声在中低频段出现了频繁的局部峰值,峰值数量明显高于无人机在该频率段的峰值。

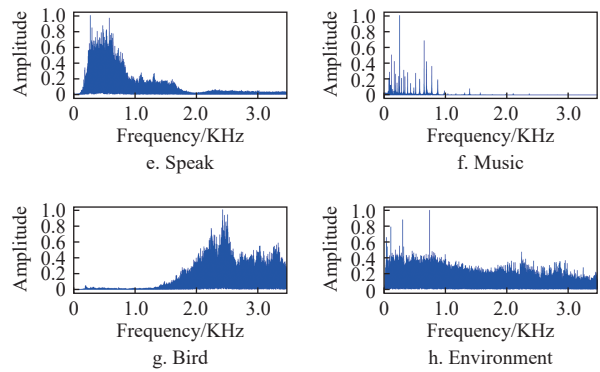
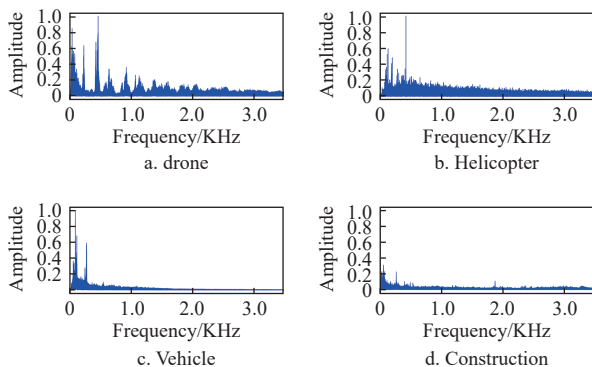


图 3 无人机与非无人机噪声的频率-幅度图对比

2.2 评价指标

本文对于实验结果的评价指标包括准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1 分数 (F1 Score)。TP、TN、FP 和 FN 分别表示真阳性、真阴性、假阳性和假阴性的总数,这些评价指标定义如下。

准确率 (Accuracy) 是正确预测的样本数与总样本数的比值,能够反映系统分类的整体准确率,定义为:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (6)$$

精确率 (Precision) 是预测为正类的样本中实际为正类的比例,定义为:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (7)$$

召回率 (Recall) 则关注实际为正类的样本中被正确预测为正类的比例,定义为:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (8)$$

F1 分数 (F1 Score) 是精确率和召回率的调和平均数,定义为:

$$\text{F1} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (9)$$

3 实验结果

3.1 总体实验结果

本文首先评估无人机识别系统的整体表现。本场景中实验环境保持相对安静,无人机飞行距离设置为 10 m。相应的混淆矩阵如图 4 所示。其中,混淆矩阵中的每一行表示输入数据种类的编号,每一列表示预测结果的编号,即每一个结果值表示输入数据被预测为某一类音频数据的概率。即

1~6类分别为2.1节中列举的无人机类别, 其他类(非无人机类)表示表1中收集的非无人机音频数据。

1	0.97	0	0.91	0	0	0.01	0.01
2	0	0.97	0.01	0.01	0.01	0	0
3	0.01	0	0.96	0	0.02	0	0.01
4	0	0.02	0	0.98	0	0	0
5	0.01	0.01	0.01	0	0.97	0	0
6	0	0	0	0	0	0.99	0.01
其他	0.01	0	0.01	0.01	0	0	0.97
	1	2	3	4	5	6	其他

图4 系统整体表现混淆矩阵

从图4可以看出, 本系统能够分别取得大约0.98的无人机型号识别准确率和大约0.97的非无人机识别准确率。总的来说, 这些结果能够初步确认本系统的有效性。在非无人机识别部分, 系统在无人机分类与检测部分首先会对于输入音频是否是无人机进行检测。从结果分析, 各有1%的第1、第3和第6类无人机数据被分为非无人机类; 而在非无人机类, 共计有3%的数据通过了是否是无人机的分类, 并被分为了第1、第3和第4类无人机。随后, 通过分析被误识别的非无人机音频, 探讨了检测错误的原因, 发现直升机噪声和施工噪声等具有一定规律性的背景噪声更容易被误识别为无人机噪声。这是因为这类规律性背景噪声在频谱特征上与无人机噪声存在一定的相似性, 可以从图3看出, 它们通常具有稳定的频率分量或周期性变化的特征, 这些特征可能与无人机螺旋桨或发动机声的特征频率范围重叠。

3.2 距离鲁棒性测试结果

接下来, 本文在无人机不同的飞行距离下评估系统性能。该参数能够衡量系统的距离鲁棒性。使用第1节和第2节中收集的飞行距离为3 m和10 m的音频数据训练分类器, 使用第3节中飞行距离3~70 m的数据对系统进行测试。

图5展示了准确率、精确率、召回率和F1分数随距离变化而变化的趋势。可以观察到这些指标在所有场景都总体保持在0.9以上。另外, 该结果也说明本系统能够较好地抵御信号强度或无人机距离对音频特征的影响, 实现对无人机型号的鲁棒准确检测。

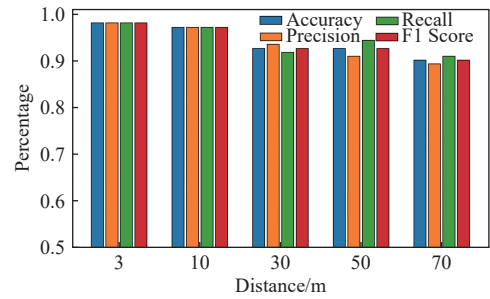


图5 距离鲁棒性测试结果

3.3 环境噪声鲁棒性测试结果

最后, 评估系统在不同环境噪声下的鲁棒性。在这组实验中, 设置无人机飞行距离为10 m, 在不同噪声环境下进行音频数据收集。相应结果如图6所示, 图中展示了准确率、精确率、召回率和F1分数在不同噪声环境下变化的趋势, 除了包含直升机噪声情况下识别的整体数值略低于0.9, 系统的总体精度都能够超过0.9。这些结果表明, 即使在不同的噪声环境下, 本系统依然能够取得较好的准确率。

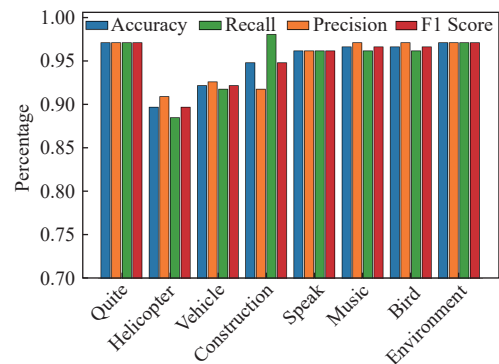


图6 环境噪声鲁棒性测试结果

3.4 与其他方法的比较

将本文提出的无人机识别与探测系统与文献[38-40]中相似的工作部分进行比较。如图7所示, 文献[38]在无人机识别中实现了92.0%的准确率, 文献[39]的方法在无人机识别方面实现了96.7%的检测准确率, 文献[40]测试了多种分类方法, 其中无人机识别准确率最高为94.2%, 本文方法在安静场景下对无人机的识别准确率为98.0%。因此, 本文方法在无人机音频识别准确率上相对于文献[38]的方法提高了6.0%, 相对于文献[39]的方法提升了1.3%, 相对于文献[40]的方法提升了3.8%。说明本文模型在无人机识别方面的检测效果优于上述文献方法。

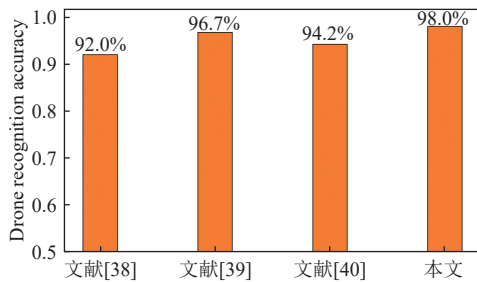


图 7 相似工作对比

4 结束语

本文提出一种基于无人机噪声特征指纹的无人机检测和识别系统。该系统首先在数据预处理阶段利用低通滤波去掉环境噪声的干扰,并对训练音频数据进行数据增强从而丰富训练数据集的多样性,适应无人机在不同操作条件下的噪声特征。接下来,特征提取模块通过设计时域峰值归一化算法和特征向量重缩放算法,从而降低系统在提取特征时因信号强度或距离的变化而导致特征的不稳定性,并提高系统的距离鲁棒性。最后,系统构建一种新的基于多个 KNN 分类器的无人机识别算法,实现对无人机型号的识别。实验结果表明,本系统能够在多种环境和距离条件下实现对无人机的准确检测与识别。

参考文献

- [1] 陈唯实,黄毅峰,陈小龙,等. 机场净空区飞鸟与非合作无人机目标识别[J]. 民航学报, 2020, 4(3): 27-33.
CHEN W S, HUANG Y F, CHEN X L, et al. Recognition methods of flying bird and non-cooperative drone targets in airport clearance area[J]. Journal of Civil Aviation, 2020, 4(3): 27-33.
- [2] 周峰,张亮亮,王建军,等. 一种主/被动雷达协同探测跟踪模式及算法研究[J]. 电光与控制, 2014, 21(2): 12-16.
ZHOU F, ZHANG L L, WANG J J, et al. The model and algorithm for active/passive radar synergistic detection and tracking[J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(2): 12-16.
- [3] 钱奔奔. 基于 OFDM 信号的被动雷达研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
QIAN B B. Research on passive radar based on OFDM signal[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [4] 黄诚. 基于卷积神经网络的雷达探测无人机目标分类[D]. 天津: 中国民航大学, 2021.
HUANG C. Target classification of radar detection UAV based on convolutional neural network[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2021.
- [5] ZHANG W, LI G. Detection of multiple micro - drones via cadence velocity diagram analysis[J]. Electronics Letters, 2018, 54(7): 441-443.
- [6] 周仕祺,叶舟,田格格,等. 基于二维相控阵体制的“低慢小”目标探测雷达频率捷变技术[J]. 江苏科技信息, 2023, 40(17): 72-76.
- [7] ZHOU S Q, YE Z, TIAN G G, et al. Frequency agility technology for "low-flying, slow and small" target detection radar based on two-dimensional phased array system[J]. Jiangsu Science and Technology Information, 2023, 40(17): 72-76.
- [7] 王子洋. 线性调频连续波相控阵雷达的关键技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2021.
WANG Z Y. Research on key technologies of LFM CW phased array radar[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2021.
- [8] 符庆阳. DTMB 外辐射源雷达系统关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
FU Q Y. Research on key technologies of DTMB external radiation source radar system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [9] ZHANG P F, YANG L, CHEN G, et al. Classification of drones based on micro-Doppler signatures with dual-band radar sensors[C]//Proceedings of the Progress in Electromagnetics Research Symposium - Fall. [S.l.]: IEEE, 2017: 638-643.
- [10] 杨欣,王刚,李棕,等. 基于深度卷积神经网络的小型民用无人机检测研究进展[J]. 红外技术, 2022, 44(11): 1119-1131.
YANG X, WANG G, LI L, et al. Civil drone detection based on deep convolutional neural networks: A survey[J]. Infrared Technology, 2022, 44(11): 1119-1131.
- [11] 郭英英. 关于图像检索中图像特征提取方法的探究[J]. 产业科技创新, 2023, 5(4): 53-55.
GUO Y Y. Research on image feature extraction methods in image retrieval[J]. Industrial Science and Technology Innovation, 2023, 5(4): 53-55.
- [12] 徐翰文,张闯,陈苏婷. 基于视觉显著性的图像特征提取算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(增刊 2): 72-78.
XU H W, ZHANG C, CHEN S T. Image feature extraction algorithm based on visual saliency[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(Sup 2): 72-78.
- [13] 金恒康,张一闻,王耀杰. 无人机飞行声特征与提取方法比较[J]. 现代电子技术, 2019, 42(22): 103-107.
JIN H K, ZHANG Y W, WANG Y J. Comparison of UAV flight acoustic characteristic and its extraction method[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(22): 103-107.
- [14] 曹智. 高超声速无人机基于特征模型的机动飞行控制研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
CAO Z. Research on maneuvering flight control of hypersonic UAV based on characteristic model[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [15] 王小龙. 基于音频的低空无人机侦测定位系统研究[D]. 杭州: 浙江科技学院, 2023.
WANG X L. Research on detection and positioning system of low-altitude UAV based on audio frequency[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Science & Technology, 2023.
- [16] 任沛阁,郝鹏,唐立. 基于外观特征的无人机行为意图分类方法研究[J]. 科技创新与应用, 2021, 11(14): 139-142.
REN P G, HAO P, TANG L. Research on UAV behavior intention classification method based on appearance features[J]. Technology Innovation and Application, 2021, 11(14): 139-142.
- [17] 北航(四川)西部国际创新港科技有限公司. 一种基于运

- 动特征的无人机行为模式分类方法:CN202011373186.7 [P]. 2021-03-12.
- Beihang (Sichuan) Western International Innovation Port Technology Co., Ltd. A UAV behavior pattern classification method based on motion characteristics: CN202011373186.7[P]. 2021-03-12.
- [18] PENG J, ZHENG C, LV P, et al. Using images rendered by PBRT to train faster R-CNN for UAV detection[C]// Proceedings of the 26th International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG 2018). Plzeň, Czech Republic: UNION Agency, 2018: 13-18.
- [19] UNLU E, ZENOU E, RIVIERE N. Using shape descriptors for UAV detection[J]. *Electronic Imaging*, 2018, 30(9): 128.
- [20] 林宇阳. 基于射频信号物理层特征的识别与定位技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2021.
- LIN Y Y. Research on identification and localization technology based on physical layer characteristics of radio frequency signals[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2021.
- [21] 王豪, 罗俊松, 王惠明, 等. 无人机射频指纹识别方法综述[J]. *无线电工程*, 2024, 54(11): 2672-2684.
- WANG H, LUO J S, WANG H M, et al. A survey of UAV radio frequency fingerprint recognition methods[J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(11): 2672-2684.
- [22] 杨小伟, 文清丰, 杨雪, 等. 基于卷积神经网络的无人机射频信号识别[J]. *无线电工程*, 2022, 52(3): 456-462.
- YANG X W, WEN Q F, YANG X, et al. UAV RF signal recognition based on convolutional neural network[J]. *Radio Engineering*, 2022, 52(3): 456-462.
- [23] 季澈, 彭林宁, 胡爱群, 等. 基于射频信号特征的Airmax设备指纹提取方法[J]. *数据采集与处理*, 2020, 35(2): 331-343.
- JI C, PENG L N, HU A Q, et al. Fingerprint extraction method of airmax equipment based on radio frequency signal characteristics[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2020, 35(2): 331-343.
- [24] 伍忠清. 小型无人机系统通信协议逆向分析[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- WU Z Q. Reverse analysis of communication protocol of small UAV system[D]. Xi'an: Xidian University, 2018.
- [25] 李姝诺. 无人机通信协议的安全性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- LI S N. Research on security of UAV communication protocol[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [26] 吕龙伟. 轻量级无人机网络安全通信协议[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.
- LYU L W. Lightweight UAV network security communication protocol[D]. Xi'an: Xidian University, 2020.
- [27] 中国人民解放军军事科学院战争研究院. 一种基于射频指纹的无人机探测与识别方法: CN202310285496.0 [P]. 2023-06-27.
- War Research Institute of the PLA Academy of Military Sciences. A method for detecting and identifying unmanned aerial vehicles based on radio frequency fingerprints: CN202310285496.0[P]. 2023-06-27.
- [28] 李泽广. Wi-Fi信号干扰下基于射频指纹技术的无人机探测与识别研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- LI Z G. Research on drone detection and identification based on radio frequency fingerprint technology under Wi-Fi signal interference[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [29] 江勇奇. 基于RGB-D相机和IMU的无人机自主导航方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2022.
- JIANG Y Q. Research on autonomous navigation method of UAV based on RGB-D camera and IMU[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2022.
- [30] 尤宇星. 无人机视觉导航关键技术的研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- YOU Y X. Research and implementation of key technologies of vision navigation for UAV[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.
- [31] 龚赵慧. 基于惯性辅助的无人机视觉导航方法研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2021.
- GONG Z H. Research on UAV visual navigation method based on inertial assistance[D]. Xiamen: Xiamen University, 2021.
- [32] 王子卉. 无人机视觉/惯性紧耦合导航系统关键技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2021.
- WANG Z H. Research on key technologies of UAV vision/inertia tightly coupled navigation system[D]. Nanjing: Southeast University, 2021.
- [33] 张胜凯. 无线信号感知与惯性导航融合的微型无人机状态估计研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
- ZHANG S K. Research on state estimation of micro UAV based on wireless signal sensing and inertial navigation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.
- [34] SHI Z G, CHANG X Y, YANG C Q, et al. An acoustic-based surveillance system for amateur drones detection and localization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 2731-2739.
- [35] KIM B, JANG B, LEE D, et al. CNN-based UAV detection with short time Fourier transformed acoustic features[C]//Proceedings of the International Conference on Electronics, Information, and Communication. [S.l.]: IEEE, 2020: 1-3.
- [36] RAMESH S, PATHIER T, HAN J, et al. SoundUAV [C]//Proceedings of the 5th Workshop on Micro Aerial Vehicle Networks, Systems, and Applications. New York: ACM, 2019: 27-32.
- [37] TEJERA-BERENGUE D, ZHU-ZHOU F F, UTRILLA-MANSO M, et al. Analysis of distance and environmental impact on UAV acoustic detection[J]. *Electronics*, 2024, 13(3): 643.
- [38] KOLAMUNNA H, DAHANAYAKA T, LI J Y, et al. DronePrint: Acoustic signatures for open-set drone detection and identification with online data[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(1): 1-31.
- [39] ANWAR M Z, KALEEM Z, JAMALIPOUR A. Machine learning inspired sound-based amateur drone detection for public safety applications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(3): 2526-2534.
- [40] DIAO Y F, ZHANG Y C, ZHAO G D, et al. Drone authentication via acoustic fingerprint[C]//Proceedings of the 38th Annual Computer Security Applications Conference. New York: ACM, 2022: 658-668.