

基于光纤EFPI声传感器的多种类小型旋翼无人机探测与识别

丁柔 赵起超 王昊琦 杨霖 任宏昭 肖爽 刘彬

Detection and recognition of multiple types of small rotary-wing drones based on optical fiber EFPI acoustic sensor

DING Rou, ZHAO Qichao, WANG Haoqi, YANG Lin, REN Hongzhao, XIAO Shuang, LIU Bin

引用本文:

丁柔, 赵起超, 王昊琦, 等. 基于光纤EFPI声传感器的多种类小型旋翼无人机探测与识别[J]. 应用光学, 2025, 46(3): 496–504. DOI: 10.5768/JAO202546.0311003
DING Rou, ZHAO Qichao, WANG Haoqi, et al. Detection and recognition of multiple types of small rotary-wing drones based on optical fiber EFPI acoustic sensor[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(3): 496–504. DOI: 10.5768/JAO202546.0311003

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0311003>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种检测弱磁场的光纤传感器的研究与仿真

Research and simulation of fiber sensor for weak magnetic field detection

应用光学. 2024, 45(4): 873–878 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0408002>

多尺度融合超分辨率算法在无人机探测中的应用

Application of multi-scale fusion super-resolution algorithm in UAV detection

应用光学. 2021, 42(3): 462–473 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0302003>

单目视觉融合激光投射的无人机障碍探测方法

Obstacles detection method for UAV based on monocular vision and laser projection

应用光学. 2023, 44(1): 202–210 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0107002>

无人机载光电载荷自主侦察的参数计算与分析

Parameter calculation and analysis of autonomous reconnaissance for UAV-borne photoelectric payload

应用光学. 2024, 45(5): 930–936 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0501007>

基于改进YOLOv4的低慢小无人机实时探测算法

Improved YOLOv4 for real-time detection algorithm of low-slow-small unmanned aerial vehicles

应用光学. 2024, 45(1): 79–88 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0102002>

基于IDOU-YOLO的红外图像无人机目标检测算法

Infrared image UAV target detection algorithm based on IDOU-YOLO

应用光学. 2024, 45(4): 723–731 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0402001>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 03-0496-09

引用格式: 丁柔, 赵起超, 王昊琦, 等. 基于光纤 EFPI 声传感器的多种类小型旋翼无人机探测与识别 [J]. 应用光学, 2025, 46(3): 496-504.

DING Rou, ZHAO Qichao, WANG Haoqi, et al. Detection and recognition of multiple types of small rotary-wing drones based on optical fiber EFPI acoustic sensor[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(3): 496-504.



在线阅读

基于光纤 EFPI 声传感器的多种类小型旋翼 无人机探测与识别

丁 柔¹, 赵起超², 王昊琦¹, 杨 霖³, 任宏昭³, 肖 爽¹, 刘 彬¹

(1. 哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 上海机电工程研究所, 上海 201109;

3. 哈尔滨工业大学 复合材料与结构研究所, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 提出一种基于石墨烯膜片的非本征型光纤法布里-珀罗干涉仪 (extrinsic Fabry-Perot interferometer based on optical fiber, EFPI) 声传感器, 结合卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 和长短期记忆网络 (long short term memory network, LSTM) 级联模型, 用于多种类小型旋翼无人机探测与识别, 并对实验过程中的提取特征、采集装置、声源种类数量进行了进一步的细化分析。通过实验对比, 发现用梅尔倒谱系数 (Mel frequency cepstral coefficient, MFCC) 作为特征提取时, 识别效果明显优于短时傅里叶变换 (short-time Fourier transform, STFT)、梅尔频谱 (Mel spectrogram) 特征, 而且使用该传感器进行无人机探测与识别的效果比电学式麦克风的准确率高约 2%。此外, 对多种类小型旋翼无人机声源的识别准确率均在 95.33% 以上, 证实该方法可对多类无人机进行有效探测识别。

关键词: 光纤传感器; 小型旋翼无人机; 探测; 识别

中图分类号: TN29

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202546.0311003

Detection and recognition of multiple types of small rotary-wing drones based on optical fiber EFPI acoustic sensor

DING Rou¹, ZHAO Qichao², WANG Haoqi¹, YANG Lin³, REN Hongzhao³,
XIAO Shuang¹, LIU Bin¹

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2. Shanghai Electro-Mechanical Engineering Institute, Shanghai 201109, China; 3. Center for Composite Materials and Structures, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: An extrinsic Fabry-Perot interferometer (EFPI) acoustic sensor based on a graphene membrane was proposed, combined with a cascade model of convolutional neural networks (CNN) and long short-term memory networks (LSTM), for the detection and identification of various types of small rotorcraft drones. Furthermore, a detailed analysis was conducted on the feature extraction, data acquisition device, and the number of sound source categories involved in the experimental process. Through experimental comparison, it was found that when the Mel frequency cepstral coefficient (MFCC) was used for feature extraction, the recognition effect was significantly better than that of the short-time Fourier transform (STFT) and Mel

收稿日期: 2025-01-13; 修回日期: 2025-02-18

基金项目: 国家自然科学基金 (52001096, 62201170); 黑龙江自然科学基金 (LH2023F028); 中央高校基本科研业务费 (3072024LJ0806)

作者简介: 丁柔 (1998—), 女, 硕士研究生, 主要从事光纤传感和声信号识别技术研究。E-mail: 1435457933@qq.com

通信作者: 刘彬 (1987—), 男, 博士, 副教授, 主要从事光纤 MEMS 传感器研究。E-mail: b.liu@hrbeu.edu.cn

spectrogram features. Moreover, the accuracy rate of using this sensor for small rotary-wing drones detection and recognition is approximately 2% higher than that of an electrical microphone. In addition, the recognition accuracy of the sound sources of various types of small rotary-wing drones is above 95.33%, which proves that it can effectively detect and identify multiple types of drones.

Key words: fiber optic sensor; small rotary-wing drone; detection; recognition

引言

随着小型旋翼无人机(后称无人机)制作技术日渐成熟,其应用场景不断拓展。除了在航拍摄影^[1]、电力巡逻^[2]、农业植保^[3-4]等领域取得广泛应用外,还在军事活动中起到了重要的作用^[5]。它作为一种廉价的作战工具,不仅可以单机作业,还可以凭借集群机动、灵活和多样化等特点来执行特定的作战任务^[6-7],特别是在俄乌冲突和巴以冲突中,无人机已经成为军事活动中交战双方力量的倍增器,甚至对整场战争进程产生深刻影响,所以无人机探测一直是众多学者的研究热点。

目前,常见的无人机探测技术有雷达^[8]、射频^[9]、视觉^[10-11]等方法,但上述方法难以应用在电磁干扰严重的城市巷战、密林等多障碍物的环境中。声学探测方法虽然存在作用距离短、易受天气干扰等缺点,但可以实现对战场环境的全天候实时监控,且对声音目标的识别精度较高。所以,声探测识别技术^[12]可以作为上述探测技术的重要补充。

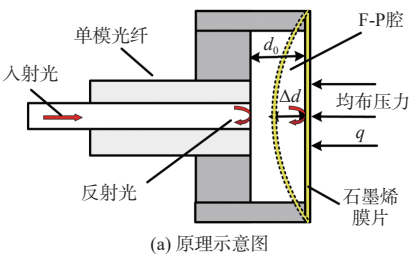
一般声学探测方案的采集装置是电容式麦克风,但不能应用在强电磁干扰的场景中。而光纤声传感器具备远程传感、抗电磁干扰和高灵敏度等优势,特别适合在战场环境中使用。2023年, FANG J 等人^[13]使用分布式光纤传感器系统完成了无人机的探测与定位; 2024年,深圳大学的 LI D Q 等人^[14]使用光纤分布式声学传感(distributed acoustic sensing, DAS)系统作为声信号采集装置,结合卷积神经网络-长短期记忆网络(convolutional neural network-long short term memory network, CNN-LSTM)以及自注意力机制的混合模型框架,可在无人机入侵、环境干扰和人接触入侵同时发生时,识别准确率达到 96.25%,但是该系统的光学系统构成昂贵。而膜片式微型光学声传感器体积小、成本较低,更适用于无人机声探测系统。WU G M 等人^[15]利用 EFPI 声传感器阵列,在实验室环境下实现了无人机探测。然而,上述的研究仅仅完成了探测无人机的任务,却未实现对无人机的识别。

在前期研究的基础上^[16],本文聚焦于无人机探

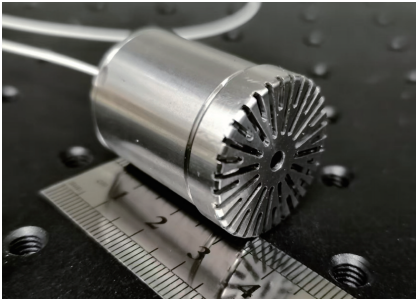
测与识别实验进程,进一步剖析实验过程中的变量,包括采集装置、提取特征以及多声源类别识别等关键环节。运用基于石墨烯膜片的 EFPI 声传感器达成对无人机声信号的高灵敏度捕捉,借助 CNN-LSTM 网络架构实现对无人机的精准探测与有效识别,可进一步对敌机进行预先警示以及精确打击,进而为无人机对抗体系筑牢坚实的技术支撑根基^[17]。

1 光纤 EFPI 声传感器

本文使用的光纤 EFPI 声传感器的结构示意图如图 1(a)所示。使用环氧树脂胶水将单模光纤固定在陶瓷插芯中,由光纤端面与声敏膜片形成 F-P 腔。外界施加声压信号时,声敏膜片发生震动从而导致 F-P 腔腔长 d 发生变化。当没有声压信号施加时, F-P 腔的初始腔长记作 d_0 ,根据 Beams 鼓泡法球壳模型^[18]可知,当膜片受到的均布压力为 q 时,膜片中心挠度的变化量即由该均布压力所导致腔长的变化量 Δd 与 q 之间的关系可以表示为



(a) 原理示意图



(b) 实物图

图 1 光纤 EFPI 声传感器的结构示意图和实物图

Fig. 1 Structure diagram and physical image of optical fiber EFPI acoustic sensor

$$q = \frac{4\sigma_0 t}{r^2} \Delta d + \frac{8Et\Delta d^3}{3(1-\nu)r^4} \quad (1)$$

式中: σ_0 为声敏膜片的预应力; E 为弹性模量; t 为膜片的厚度; ν 为泊松比; r 为圆膜半径。

当有声信号施加至光纤 EFPI 声传感器时, F-P 传感器腔长 $d = d_0 + \Delta d$, 根据 F-P 腔工作原理^[19] 可获得传感器的调制干涉光 $I(\lambda)$ 为

$$I(\lambda) = 2I_0(\lambda)[1 + \gamma \cos(\frac{2\pi l}{\lambda} + \phi_0)] \quad (2)$$

式中: $I_0(\lambda)$ 为光源的功率谱; λ 为波长; γ 为传感器的条纹对比度; l 为传感器的光程差, 即 $l = 2nd$; n 为 F-P 腔介质的折射率; ϕ_0 为初始相位。

在实现相同灵敏度的情况下, 石墨烯膜片相较于其他材料具有更大的带宽, 即可实现高灵敏度和宽工作频带的统一^[20]。本文提出并制备了由石墨烯和聚甲基丙烯酸甲酯 (polymethyl methacrylate, PMMA) 衬底组成的复合膜结构, 石墨烯膜片由 30 层石墨烯组成, 厚度约为 10 nm, PMMA 厚度约为 0.02 μm , 以减小石墨烯膜片破裂的可能性。此外, 为了提高光学性能, 在石墨烯膜片上沉积一层金膜。相较于文献 [16] 使用到的传感器, 为进一步保护膜片, 更换了放射网状的铝制外壳, 使传感器更适用于室外环境, 该传感器的实物图如图 1(b) 所示。

运用快速白光干涉解调算法^[19] 解调出 F-P 腔腔长绝对量, 式(3)给出了光程差 l 与干涉谱信号的离散傅里叶变换 (discrete Fourier transform, DFT) 谱峰值对应的横坐标值 ξ_p 之间的关系, 从而获得等效声信号, 即:

$$l = \frac{2\pi\xi_p}{k_1 - k_0} \quad (3)$$

式中: k_0 为频谱的第一个波数; k_1 为频谱的最后一个波数。鉴于 ξ_p 位于相邻的数据点之间, 采用 Buneman 频率估计来估计 DFT 振幅谱的峰值位置。由此, 获得随时间变化的光纤 EFPI 声传感器的腔长绝对量, 可等效为无人机的声信号。

图 2 给出了光纤 EFPI 声传感器与市面上的电学式麦克风在不同频率声信号下的时域响应。以电学式麦克风作为参考, 可以看出所制备的光纤 EFPI 声传感器和电学式麦克风的时域信号较为一致, 二者之间的相位差是由非同时采集导致的。并且, 归一化功率谱密度也说明光纤 EFPI 声传感器在不同的频率下具有较好的信号检测能力, 特别是在 8 kHz 的频率处, 光纤 EFPI 声传感器具有

比电学式麦克风更高的信噪比, 说明该光纤 EFPI 声传感器对较高频率的信号具有更好的检测能力, 更适合采集无人机声信号。

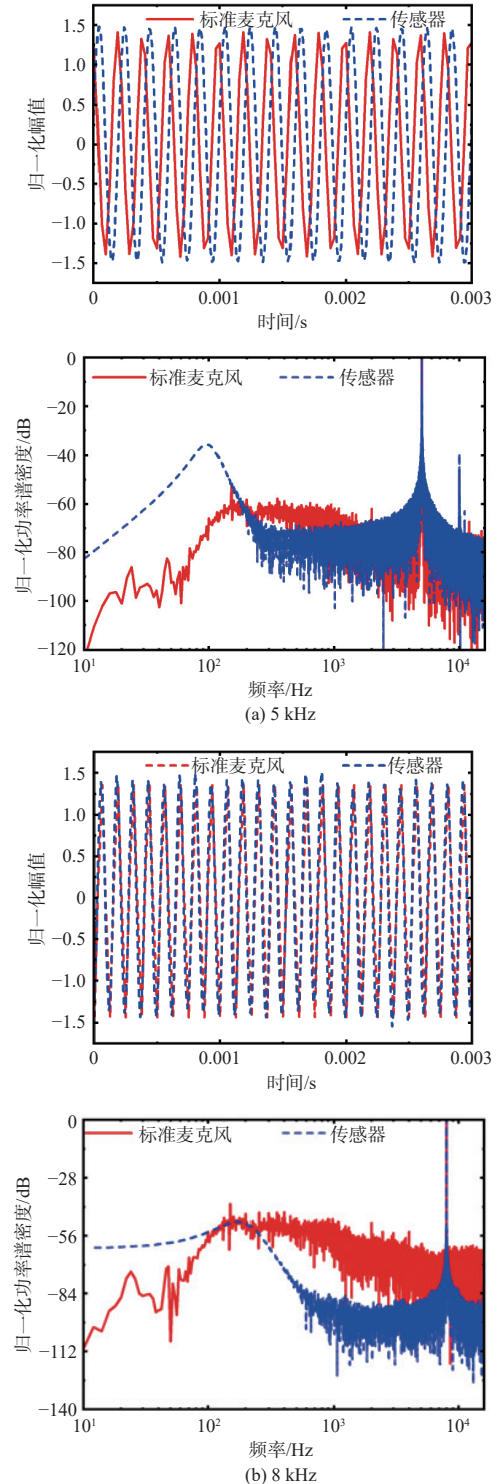


图 2 不同频率下光纤 EFPI 声传感器和电学式麦克风的时域响应

Fig. 2 Time-domain response of optical fiber EFPI acoustic sensor and electrical microphone at different frequencies

2 基于CNN-LSTM 的无人机声信号探测与识别

2.1 实验设置

根据图3所示的实验装置,通过扬声器播放的公开音频集^[21-22]进行数据采集。在实验过程中,扬声器和光纤 EFPI 声传感器均被置于消音箱内,以尽可能减少外界噪声的干扰。具体而言,放大自发辐射(amplified spontaneous emission, ASE)光源发射的入射光通过环形器传输至光纤传感器,经过传感器后,光信号通过环形器反射并被引导至光谱仪。其中,ASE光源的波长范围为1 525 nm~1 565 nm,采样点数为256,光谱仪的采样频率为32 kHz。光谱仪采集的光谱数据随后传输至上位机进行后续处理,处理流程包括利用快速白光干涉解调技术提取等效声信号,并对其进行预处理以便输入深度学习模型。具体地,每个样本被截取为1 s的时长,考虑到计算效率,每个样本下采样至16 kHz,并使用Savitzky-Golay滤波方法进行去噪和归一化处理。经过这些预处理后,提取的声信号特征被送入CNN-LSTM网络模型进行训练。最终,通过CNN-LSTM网络实现了对无人机声信号的精准探测与识别。

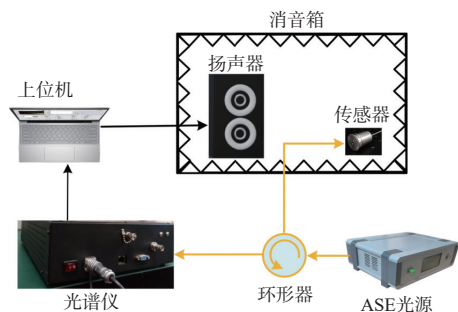
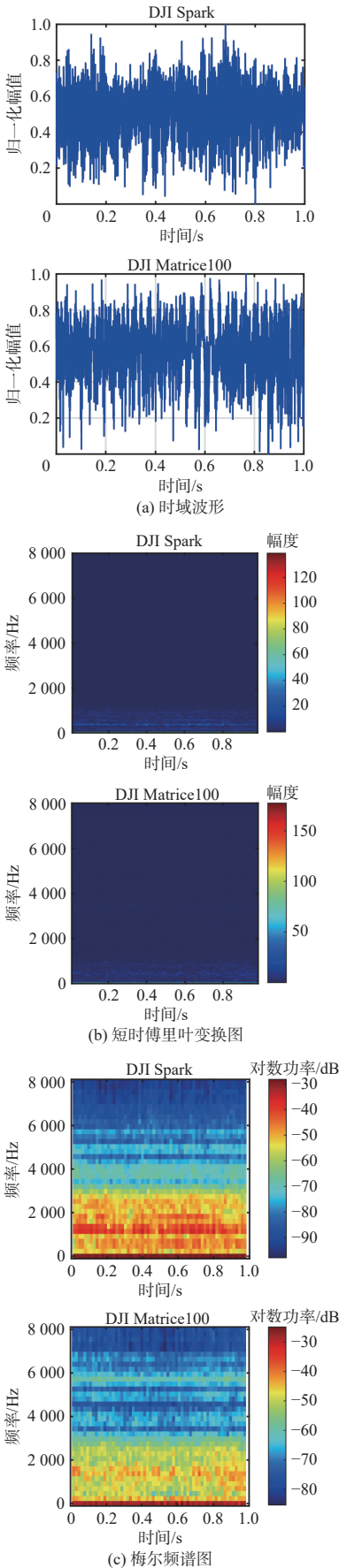


图3 实验装置示意图

Fig. 3 Schematic diagram of experimental setup

2.2 特征提取及CNN-LSTM网络模型

无人机声信号的探测与识别常用的特征有短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)、梅尔频谱(Mel spectrogram)^[23]、梅尔倒谱系数(Mel frequency cepstral coefficients, MFCC)^[24]。经过光纤 EFPI 声传感器解调获得DJI Spark、DJI Matrice100两种无人机的时域波形、短时傅里叶变换图、梅尔频谱图以及梅尔频率倒谱系数图,分别如图4(a)、图4(b)、图4(c)、图4(d)所示,可以看出不同无人机的特征是不同的。



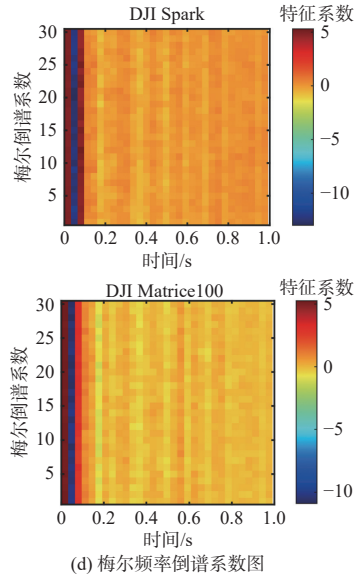


图4 DJI Spark 和 DJI Matrice100 两种无人机声音信号及特征谱图

Fig. 4 DJI Spark and DJI Matrice100 drone acoustic signals and characteristic spectra

由于CNN网络模型在提取空间特征上具备优势,LSTM网络模型擅长学习序列特征的长期依赖性,本文选择将CNN与LSTM网络进行级联,以完成无人机声信号的探测与识别,并沿用文献[16]中的网络模型设置。对于多分类问题,采用交叉熵损失函数,使用Adam作为优化器,学习率设置为0.000 01,epsilon的值为 1×10^{-8} ,一阶矩估计的指数衰减率为0.9,二阶矩估计的指数衰减率为0.999,批量大小设置为64。为了防止过拟合,在训练过程中引入早停机制,每轮训练后记录该模型在验证集上的准确率,如果连续30轮的验证集准确率没有上升,则停止训练,反之继续训练。当训练集和验证集的收敛准确率不低于95%,并且损失函数的值不再明显下降时,将此时的网络模型视为最佳网络模型。使用训练好的网络模型对测试集的输入特征进行预测,将预测结果与测试集的真实标签进行比较,以评估模型的性能。整体的流程如图5所示。

本文引入多指标对网络模型的效果进行评估:

$$\begin{aligned}
 A_{cc} &= \frac{T_p + T_N}{T_p + T_N + F_p + F_N} \\
 P_{re} &= \frac{T_p}{T_p + F_p} \\
 R_{ecall} &= \frac{T_p}{T_p + F_N} \\
 F_{1score} &= 2 \times \frac{P_{re} \times R_{ecall}}{P_{re} + R_{ecall}}
 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: A_{cc} , P_{re} , R_{ecall} , F_{1score} 分别代表准确率、精确率、召回率、F1分数; T_p , T_N , F_p , F_N 分别代表实际为正类且被模型预测为正类的样本数,实际为反类且被模型预测为反类的样本数,实际为反类但被模型预测为正类的样本数,实际为正类但被模型预测为反类的样本数。使用多指标评估可以对网络模型的全局性、平衡性等进行综合评估。

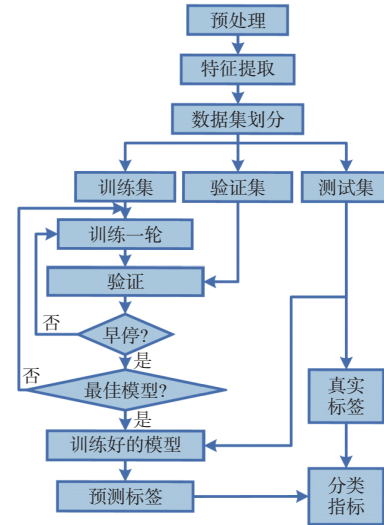


图5 CNN-LSTM网络模型的训练过程

Fig. 5 Training process diagram of CNN-LSTM network model

3 实验结果与分析

3.1 不同提取特征对实验结果的影响

使用扬声器播放公开音频数据集^[22],经过采集获得环境噪声 Noise 类信号样本共 1 332 个,Parrot-Bebop 和 Parrot-Mambo 各 666 个,预处理后按照 70% : 15% : 15% 比例划分为训练集、验证集、测试集。

在无人机探测任务的框架下,把 Parrot-Bebop 和 Parrot-Mambo 这两种特定型号的无人机合并为一个通用的 Drone 类,进而开展与 Noise 类的二分类实验,以此来验证对无人机进行有无探测和区分的能力。以 STFT 作为特征提取,帧长设置为 25 ms,帧移为 12.5 ms,窗函数为汉宁窗,经过 44 轮训练得到 CNN-LSTM 网络模型,其在测试数据集上的表现如图 6(a)所示。该网络模型对于噪声数据的识别率明显高于无人机声信号,其原因是无人机和噪声数据集虽然总量相同,但无人机数据集里却包含两类无人机,每类无人机数量相对较少。总体而言,识别准确率达到 91% 以上。

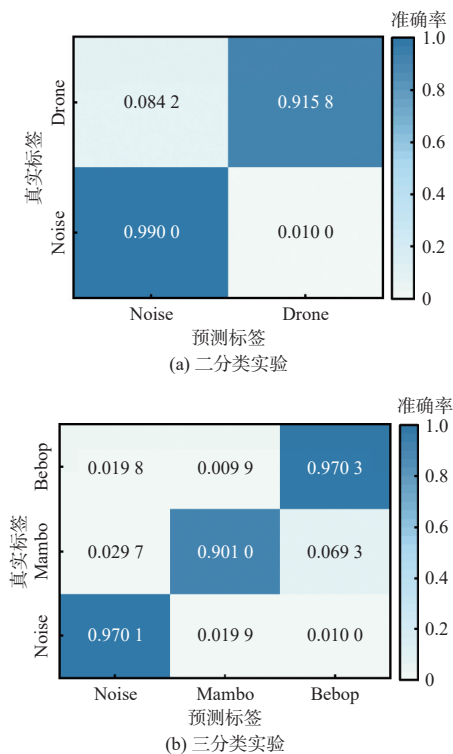


图 6 以 STFT 作为提取特征, CNN-LSTM 在测试数据集上的表现

Fig. 6 Performance of CNN-LSTM on test dataset with STFT as feature extraction method

在无人机识别任务的研究中,选取 Parrot-Bebop、Parrot-Mambo 这两种特定型号的无人机以及背景噪声(Noise)作为样本类别,开展三分类实验,旨在通过实验构建有效的分类模型,精准识别 Parrot-Bebop、Parrot-Mambo 无人机以及背景噪声,为无人机的实际识别应用提供可靠依据。以 STFT 作为特征提取,经过 86 轮训练得到 CNN-LSTM 网络模型,其在测试数据集上的表现如图 6(b) 所示。可以得出,该网络模型对 Noise 和 Parrot-Bebop 无人机的识别准确率均超过 97%,对 Parrot-Mambo 无人机的识别准确率只有 90.10%,这可能与提取的特征或者数据质量有关。

以梅尔频谱作为特征提取的二分类实验中,帧长设置为 25 ms,帧移为 12.5 ms,窗函数选用汉宁窗,梅尔滤波器组的数量是 128, CNN-LSTM 网络模型历经 41 轮训练后,其在测试数据集上呈现出如图 7(a) 所示的结果,该模型对无人机探测率高于 92%。在三分类实验中, CNN-LSTM 网络模型历经 93 轮训练后,在测试数据集上呈现出如图 7(b) 所示的结果。该模型对 Noise、Parrot-Bebop 无人机的识别准确率均超过 96%,然而对 Parrot-Mambo 无人机的识别准确率仅为 90.10%。综合以

STFT、梅尔频谱作为提取特征的实验结果,猜测这种差异可能与数据质量相关,比如 Parrot-Mambo 无人机数据可能存在噪声干扰大的问题,从而影响了模型的识别效果。

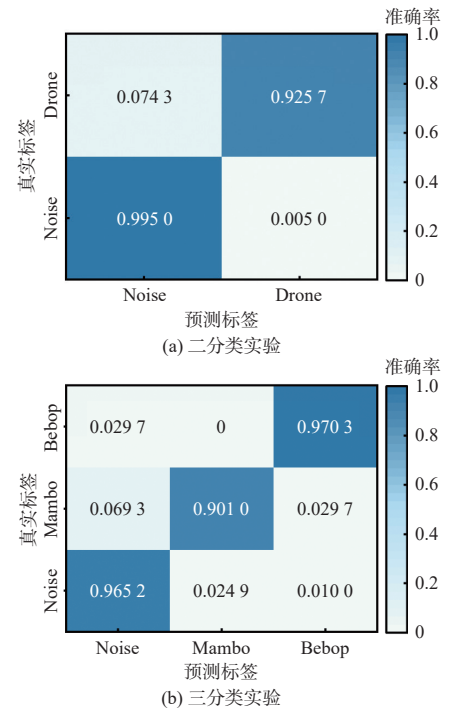


图 7 以梅尔频谱作为提取特征, CNN-LSTM 在测试数据集上的表现

Fig. 7 Performance of CNN-LSTM on test dataset with Mel Spectrogram as feature extraction method

表 1 给出了以光纤 EFPI 声传感器作为采集装置,使用不同提取特征条件下,二分类和三分类实验对应的各个评估指标。可以明显看到,以 MFCC 作为提取特征时, CNN-LSTM 网络模型对探测和识别任务的各个指标都明显高于另外两个特征。相较于其他两个,在二分类实验中,以 MFCC 作为特征准确率提升了约 4%,在三分类中准确率提升了约 2%。

表 1 不同提取特征下的实验指标对比
Table 1 Comparison of experimental metrics under different feature extraction methods %

评估指标	二分类实验			三分类实验		
	MFCC	STFT	MEL	MFCC	STFT	MEL
A_{cc}	99.50 ^[16]	95.29	96.03	97.52 ^[16]	95.29	95.04
P_{re}	99.51 ^[16]	95.54	96.25	97.52 ^[16]	95.34	95.03
R_{ecall}	99.50 ^[16]	95.29	96.03	97.52 ^[16]	95.29	95.04
F_{1score}	99.50 ^[16]	95.28	96.03	97.52 ^[16]	95.28	95.02

3.2 不同采集设备对实验结果的影响
利用 CNN-LSTM 处理基于电学式麦克风采集

的公开数据集,实现无人机的探测与识别。图8展示了训练好的模型在测试集上的表现,CNN-LSTM网络模型在二分类实验中可以达到至少96%的识别准确率,在三分类实验中可以达到至少91%的识别准确率。

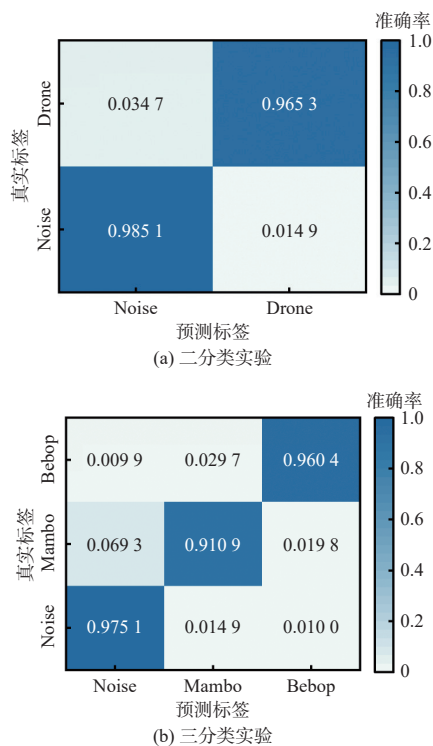


图8 以电学式麦克风作为采集装置,CNN-LSTM网络模型在测试集上的表现

Fig. 8 Performance effect of CNN-LSTM network model on test set with electrical microphone as acquisition device

表2展示了使用电学式麦克风作为采集装置时,实验结果的多维度评价指标。结合表1中以MFCC作为提取特征的实验指标数据,可以看出,使用光纤EFPI声传感器作为信号采集装置的探测与识别的表现优于电学式麦克风。无论是二分类实验还是三分类实验,光纤EFPI声传感器的各个指标要比电学式麦克风提升2%左右,这可能与光纤EFPI声传感器频域响应中共振峰的存在有关,增加了对无人机声信号捕获的优势。

表2 电学式麦克风作为采集装置的实验指标

Table 2 Experimental indicators of electro-acoustic microphone as acquisition device

实验	A_{cc}	P_{re}	R_{ecall}	F_{1score}
二分类	0.975 2	0.975 4	0.975 2	0.975 2
三分类	0.955 3	0.955 2	0.955 3	0.955 2

3.3 多种类无人机对实验结果的影响

为探究CNN-LSTM网络模型在多种类声源识别中的表现,本文采用了一个公开的多种类无人机数据集,该数据集包含五类无人机:Parrot Bebop 2、DJI Mavic Pro、DJI Phantom 4 Advanced、DJI Spark和DJI Matrice 100。这些数据通过44.1 kHz采样频率的指向性电容枪式话筒进行采集,采集时无人机在距离地面20 m和50 m半径内飞行^[21]。根据图3所示的实验装置,实验数据通过扬声器播放无人机音频,并由光纤EFPI声传感器进行采集。采集过程中,采用快速白光干涉解调技术获取1 s时长,采样率为16 kHz的数据集。经过预处理后,每类无人机生成了300个样本。鉴于数据量较少,数据集按照80%:10%:10%的比例进行划分,用于训练、验证和测试,在后续处理中使用MFCC作为提取特征。

经过如图9(a)所示的81轮训练后,CNN-LSTM网络模型的训练准确率达到99.80%,验证集准确率逐步提高至95%,并在此附近波动。根据图9(b)的混淆矩阵,模型对DJI Mavic Pro、DJI Phantom 4 Advanced、DJI Spark和DJI Matrice 100

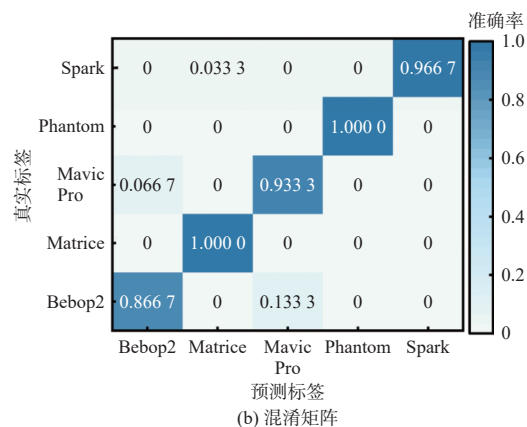
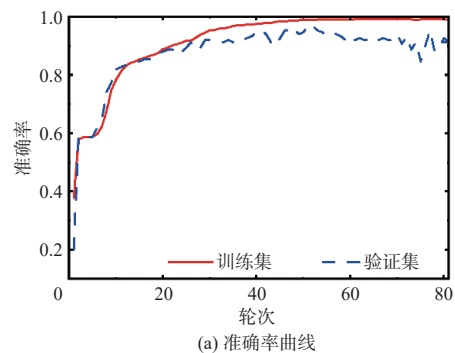


图9 CNN-LSTM网络模型在五分类实验中的表现

Fig. 9 Performance of CNN-LSTM network model in five-class classification experiment

无人机的识别准确率均超过 93%。然而, Parrot Bebop 2 的识别准确率较低, 约 13.33% 的样本被错误分类为 DJI Mavic Pro, 而 6.67% 的 DJI Mavic Pro 被误识别为 Parrot Bebop 2。这可能是由于数据量较少, 导致模型难以提取足够的特征以区分这两类无人机。

表 3 列出了五分类实验中 4 个评估指标的得分。结合表 1 中二分类和三分类实验的指标数据能够发现, 在以光纤 EFPI 声传感器作为采集装置的实验中, 多声源识别任务中的所有评估指标均超过了 95%。然而, 随着声源种类的增加, 各项评估指标呈现出下降趋势, 这可能是受限于数据集的规模, 致使模型在应对更为复杂的分类任务时, 其泛化能力难以充分发挥。

表 3 五分类实验的评估指标

Table 3 Evaluation indicators of five categorical experiment

A_{cc}	P_{re}	R_{recall}	F_{1score}
0.953 3	0.954 3	0.953 3	0.953 3

4 结论

本文使用基于石墨烯膜片的光纤 EFPI 传感器采集声信号, 后续采用白光快速干涉解调获得等效声信号, 对其提取 MFCC、STFT、梅尔频谱特征送入 CNN-LSTM 网络模型实现对无人机的准确探测与识别, 可以发现, 使用 MFCC 作为提取特征时获得了最好的识别效果。此外, 使用光纤 EFPI 声传感器作为信号采集装置, 无人机探测的准确率是 99.50%, 对无人机识别的准确率可达 97.52%, 比电学式麦克风提升约 2%, 即基于光纤 EFPI 声传感器的效果优于使用电学式麦克风作为采集装置的效果。并且, 整体实验过程中使用到了两个公开数据集, 一个包含两类无人机, 另一个包含五类无人机, 识别准确率均达到 95.33% 以上, 说明本文提出的方案可以对多种类声源进行探测与识别。由此表明, 将光纤 EFPI 声传感器与深度学习技术结合进行无人机探测与识别是一个有效的选择。研究内容有望应用于战场环境下的城市巷战和密林中, 为无人机对抗系统提供技术补充, 这对提高我方反制能力, 掌握战场上的制空权至关重要。

参考文献:

[1] LIU C C, CHEN J J. Analysis of the weights of service quality indicators for drone filming and photography by

the fuzzy analytic network process[J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1236.

[2] YU H Z, ZHANG K S, ZHAO X, et al. Research on data link channel decoding optimization scheme for drone power inspection scenarios[J]. Drones, 2023, 7(11): 662-1-18.

[3] LIAO C Y, HUANG J H, ZHOU F K, et al. Design of six-rotor drone based on target detection for intelligent agriculture[M]//Algorithms and Architectures for Parallel Processing. Cham: Springer International Publishing, 2020: 270-281.

[4] JALAJAMONY H M, NAIR M, JONES-WHITEHEAD M, et al. Aerial to terrestrial edge communication using LoRa in drone-aided precision agriculture[C]//Southeast-Con 2023. Orlando, FL, USA: IEEE, 2023: 722-723.

[5] 赵本东, 胡星志, 赖剑奇, 等. 俄乌冲突空天攻防作战应用分析与启示[J]. 战术导弹技术, 2022(4): 17-22.

ZHAO Bendong, HU Xingzhi, LAI Jianqi, et al. Analysis and discussion on aerospace attack-defense operations in the Russia-Ukraine conflict[J]. Tactical Missile Technology, 2022(4): 17-22.

[6] 李军, 陈士超. 无人机蜂群关键技术发展综述[J]. 兵工学报, 2023, 44(9): 2533-2545.

LI Jun, CHEN Shichao. Overview of key technology and its development of drone swarm[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(9): 2533-2545.

[7] 缪炜星, 罗银, 顾嘉琪, 等. 俄乌冲突中无人机 ISR 的运用及启示 [J]. 无线电工程, 2023, 53(7): 1693-1699.

MIAO Weixing, LUO Yin, GU Jiaqi, et al. Application and enlightenment of UAV ISR in the Russia-Ukraine conflict[J]. Radio Engineering, 2023, 53(7): 1693-1699.

[8] GONG J K, YAN J, HU H P, et al. Improved radar detection of small drones using Doppler signal-to-clutter ratio (DSCR) detector[J]. Drones, 2023, 7(5): 316-1-15.

[9] MANDAL S, SATIJA U. Time-frequency multiscale convolutional neural network for RF-based drone detection and identification[J]. IEEE Sensors Letters, 2023, 7(7): 1-4.

[10] JAVAID A, SYED M A, BAROUDI U. A machine learning based method for object detection and localization using a monocular RGB camera equipped drone[C]//2023 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Marrakesh, Morocco: IEEE, 2023: 1-6.

[11] SUN Y, ZHI X, HAN H, et al. Enhancing UAV detection in surveillance camera videos through spatiotemporal in-

- formation and optical flow[J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(13): 6037.
- [12] PASZKOWSKI W, GOLA A, ŚWIĆ A. Acoustic-based drone detection using neural networks-a comprehensive analysis[J]. *Advances in Science and Technology Research Journal*, 2024, 18(1): 36-47.
- [13] FANG J, LI Y W, JI P N, et al. Drone detection and localization using enhanced fiber-optic acoustic sensor and distributed acoustic sensing technology[J]. *Journal of Light-wave Technology*, 2023, 41(3): 822-831.
- [14] LI D Q, YI D, ZHOU X H, et al. Multisource threatening event recognition scheme targeting drone intrusion in the fiber optic DAS system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(20): 32185-32195.
- [15] WU G M, XIONG L S, DONG Z F, et al. Development of highly sensitive fiber-optic acoustic sensor and its preliminary application for sound source localization[J]. *Journal of Applied Physics*, 2021, 129(16): 164504.
- [16] DING R, YANG L, SHAN Z, et al. Drone detection and recognition based on fiber-optic EFPI acoustic sensor and CNN-LSTM network model[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(18): 28835-28843.
- [17] 韩长喜, 邓大松, 陈卓, 等. 低慢小无人机威胁下的野战防空系统发展研究[J]. *战术导弹技术*, 2023(5): 151-156.
- HAN Changxi, DENG Dasong, CHEN Zhuo, et al. Development of field air defense system under the threat of low-slow and small UAV[J]. *Tactical Missile Technology*, 2023(5): 151-156.
- [18] BEAMS J W. The structure and properties of thin film [M]. New York: John Wiley and Sons, 1959.
- [19] YU Z H, WANG A B. Fast white light interferometry demodulation algorithm for low-finesse Fabry-Pérot sensors[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2015, 27(8): 817-820.
- [20] DONG Q, BAE H, ZHANG Z J, et al. Miniature fiber optic acoustic pressure sensors with air-backed graphene diaphragms[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2019, 141(4): 041003.
- [21] KOLAMUNNA H, LI J, DAHANAYAKA T, et al. Acoustic signature based open set drone identification [C]//Proceedings of the 13th ACM Conference on Security and Privacy in Wireless and Mobile Networks. New York, USA: Association for Computing Machinery, 2020: 349-350.
- [22] AL-EMADI S, AL-ALI A, MOHAMMAD A, et al. Audio based drone detection and identification using deep learning[C]//2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC). Tangier, Morocco: IEEE, 2019: 459-464.
- [23] WANG Y F, WAN S P, ZHANG S J, et al. Speaker recognition of fiber-optic external Fabry-Perot interferometric microphone based on deep learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(13): 12906-12912.
- [24] ABDUL Z K, AL-TALABANI A K. Mel frequency cepstral coefficient and its applications: a review[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 122136-122158.