

文章编号: 1000-8055(2026)09-20250350-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20250350

基于分布式声阵列的变电站无人机监测系统

肖利君¹, 宋玉琴²

- (1. 湖南工业大学 交通与电气工程学院, 湖南 株洲 412007;
2. 湖南工业大学 理学院, 湖南 株洲 412007)

摘 要: 变电站环境下, 基于声信号的无人机监测系统, 相比基于光电、无线电等类型信号的无人机探测系统, 能以较低的成本实现变电站邻近空域全覆盖而受到了广泛关注。针对变电站电磁环境噪声复杂、空域覆盖要求高等特点, 提出一种基于分布式声阵列的无人机监测系统。系统采用双四面体麦克风阵列获取声信号, 通过设计 500 Hz 高通滤波与对数梅尔谱提取算法抑制电流噪声; 在此基础上, 构建 ResNet-18 检测网络, 使 200 m 范围内无人机检测准确率超过 90%、误检率低于 4%。针对远距离声信号时延估计不稳定的问题, 引入时延连续性判定与异常值剔除策略, 并结合最小二乘双曲定位模型, 实现实际场景中 100 m 内无人机定位效果提升。实测结果验证了所提方法的有效性。

关 键 词: 分布式声阵列; 变电站; 无人机(UAV); 声信号检测; 到达时间差(TDOA)
中图分类号: V279 **文献标志码:** A

Distributed acoustic array-based substation UAV detection system

XIAO Lijun¹, SONG Yuqin²

- (1. College of Transportation and Electrical Engineering,
Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;
2. College of Science, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In substation environments, acoustic-signature-based unmanned aerial vehicle (UAV) detection systems have recently attracted significant attention because, relative to electro-optical or radio-frequency solutions, they can deliver full coverage of the surrounding airspace at substantially lower cost. In view of the complex electromagnetic noise environment and high requirements for spatial coverage in substations, a drone monitoring system based on a distributed acoustic array was proposed. The system employed dual tetrahedral microphone arrays to capture acoustic signals, and a 500 Hz high-pass filter combined with a log-Mel spectrogram extraction algorithm was designed to suppress current-induced noise. On this basis, a ResNet-18 detection network was constructed, achieving a drone detection accuracy exceeding 90% and a false alarm rate below 4% within a 200 m range. To address the instability of time delay estimation for distant acoustic signals, a time delay continuity judgment and outlier rejection strategy was introduced, along with a least-squares hyperbolic localization model, thereby improving the drone localization performance within 100m in practical scenarios. Experimental results verified the effectiveness of the proposed method.

Keywords: distributed acoustic array; substation; unmanned aerial vehicle (UAV);
sound signal detection; time difference of arrival (TDOA)

收稿日期: 2025-07-24

基金项目: 湖南省教育厅重点研究项目(24A0419); 湖南省教育厅一般项目(23C0206)

作者简介: 肖利君(1980—), 女, 讲师, 硕士, 研究方向为语音交互技术、信号处理及其定位应用等。E-mail: xiaolijun@hut.edu.cn

通信作者: 宋玉琴(1981—), 女, 副教授, 博士, 研究方向为数据处理与统计。E-mail: songyuqin@hut.edu.cn

引用格式: 肖利君, 宋玉琴. 基于分布式声阵列的变电站无人机监测系统[J]. 航空动力学报, 2026, 41(9): 20250350. XIAO Lijun, SONG Yuqin. Distributed acoustic array-based substation UAV detection system[J]. Journal of Aerospace Power, 2026, 41(9): 20250350.

近年来,随着低空经济的快速发展,无人飞行器已经深刻改变了人们的生产与生活方式,其已被广泛应用于航空摄像、交通监管和灾害救援等领域^[1-3]。与此同时,近年来国际地缘政治冲突加剧,俄乌冲突和巴以冲突为代表的现代化局部战争中,无人机颠覆了现代化战争的作战模式^[4]。与此同时,当前针对消费级无人机的法律政策仍不完善。尽管在 2024 年国务院和中央军委出台了无人驾驶航空器暂行条例^[5],但因为法律和相关管理条例仍未普及以及仍存在未注册、改装无人机不受条例管控等因素,仍存在大量无人机黑飞、滥飞等恶性事件。

为了阻止非法无人机入侵带来的危害,变电站等国家重点基础设施亟需有效的无人机安全管控手段。为了确保无人机的安全管控,需要实时有效的无人机监测^[6]。目前主流的无人机监测手段以采用的传感器进行划分有雷达、音频、视觉和射频这 4 种^[1]。

考虑变电站的场景特点,基于雷达的无人机监测手段难以在实际环境中区分飞鸟与无人机^[7],基于视觉的无人机监测手段由于视角狭小无法实现变电站环境下的全视角覆盖^[8],基于射频的无人机监测手段在无人机关闭图传信号后效果不佳^[9],基于音频的无人机监测手段虽然监测范围相对较小,但能以较低的成本实现变电站区域全覆盖。因此,在变电站场景中部署基于声阵列的无人机监测系统为较好的选择,要通过音频实现无人机监测主要分为两个关键步骤,先对环境内的无人机声音进行检测,其次,在检测到无人机后,确定其具体定位^[10]。

首先是环境内的无人机声音检测,由于仅进行时域分析只能分析声音信号的功率变化特征,无法判断声音信号所包含的频率成分,仅进行频域解析无法了解无人机声信号的时变特征^[11]。因此,针对无人机声信号的检测往往结合时域与频域来进行。常用的时频分析手段有短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, SFTFT)、小波变换等,通过上述时频分析手段,可以得到无人机声信号的声谱图^[12]。而在声信号检测领域,梅尔滤波器组可以将频率转换到梅尔频率下,以反应人耳对不同频率的感知能力^[13]。但上述时频特征的分析方法并不能直接应用于无人机声音的检测。近年来,基于神经网络的无人机声信号检测算法拥有良好的效果,因而发展迅速^[14]。文献^[15]中

采用的 Resnet 能以跳跃连接的方式解决因深度网络导致的梯度爆炸问题。而由于基于无人机的声信号数据集较少,文献^[16]中使用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)生成无人机声音样本,扩充无人机声音数据集。而在变电站场景下,存在明显的电流滋滋声以及较强功率的低频噪声,对于无人机的声信号检测造成严重挑战。为此,本文提出了对上述噪声进行有效滤除算法,并利用 Resnet 网络跳跃连接架构下对深层特征的有效提取能力,进行无人机声信号检测,并在变电站场景进行了实际测试。

在无人机被检测到后,需要对目标进行有效定位。传统单一阵列在变电站难以进行大孔径部署。而分布式声阵列具有更大的空间分布自由性,具有更好的理论声源定位性能^[17]。因此,变电站场景下基于分布式声阵列的定位系统具有良好的应用前景。无源时差定位系统最优布站方法研究^[18]针对具体的阵列构型的性能进行了研究归纳。其次,基于分布式声阵列的到达时间差(time difference of arrival, TDOA)类算法由于需要的阵元数少,部署相对简单而在实际系统中得到了广泛的应用^[17]。TDOA 类算法进行无人机声音定位流程通常分为两个阶段。首先,需要通过时延估计算法获取时延,然后根据获取的 TDOA 数据对目标进行定位。常用的时延获取方法为广义互相关(generalized cross correlation, GCC)类算法^[19]。考虑无人机飞行时时延变化的连续性,文献^[20]中提出了基于高斯先验的 GCC 时延估计算法。但这种方法需要设置先验参数,同时在一次时延错误估计后,之后的时延估计都无法估计准确。文献^[21]提出的方法需要进行权重预分配,但在实际操作中确定权重较为困难。文献^[22]提出的方法通过混响能量比选择合适的麦克风,无法充分利用声阵列中所有的麦克风。文献^[23]提出了一种利用分布式麦克风阵列进行声源定位的方法,该方法创建了一个包含声源强度、位置和到达角度信息的数据库,但仅适用于特定的阵列配置,并且系统的稳定性和抗干扰能力较弱。文献^[24]利用阵列中独立的时延对利用最小二乘法进行最终位置的求解,在实际工程中应用较为方便。为此,考虑实际监测过程中无人机飞行的连续性,时延变化也应是连续的。而错误的定位结果往往是因为某个 TDOA 估计值偏离过大,因此本文提出了一种基于时延连续性的错误时延滤

除算法, 筛选出有效的时延后再利用最小二乘法进行无人机定位。

1 系统架构

如图1所示, 本文所采取的分布式阵列结构与基于高斯先验的GCC时延估计算法类似, 由数据获取以及数据处理部分组成。

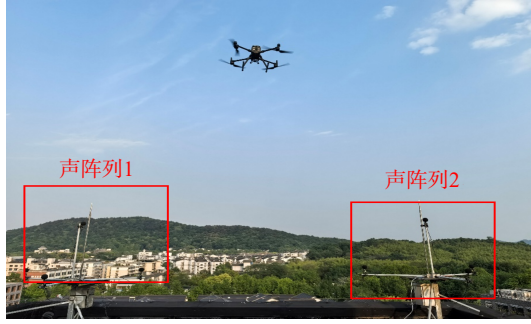


图1 实际部署图

Fig. 1 System deployment diagram

数据获取部分由两个四面体阵列结构组成, 共计 $I=8$ 个麦克风阵元(Mic-1~Mic-8), 每个阵列中有4个麦克风单元按照四面体结构进行部署, 每个麦克风单元由一个前置放大器AWA14604和一个传声器AWA5636组成, 可通过NI-9234的采集卡进行四路麦克风信号的同步采集。该系列采集设备在阵列与阵列之间协同采集存在约0.2 s的误差。如图2所示。

在每个四面体麦克风阵列单元中, 每个麦克风距离底部中心为1 m, 两个四面体阵列之间的

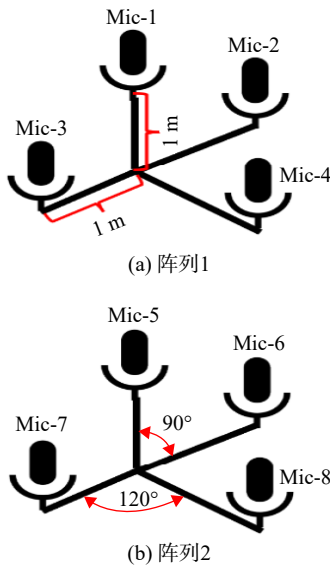


图2 声阵列结构图

Fig. 2 Structure of acoustic array

距离约为5.2 m, 以第1个四面体阵列中心为坐标原点建立坐标系, 各个麦克风坐标为(1, 0, 0)m, (-0.5, -0.866, 0)m, (-0.5, 0.866, 0)m, (0, 0, 1)m, (1, 5.2, 0)m, (-0.5, 4.334, 0)m, (0.5, 6.066, 0)m, (0, 5.2, 1)m。为了方便起见, 将8个麦克风分别命名为Mic-1、Mic-2、Mic-3、…、Mic-8。数据采集率设置为51 200 Hz, 采集的数据通过NI-9181以太网机箱将数据传输至数据处理单元。

数据处理单元包括配置监控系统、运行检测与定位算法, 以及实时输出无人机监控效果, 处理中心的硬件配置为一台搭载intel i9-13980处理器和Nvidia RTX 4070系列显卡的计算机。软件系统均通过python编程实现。其中, 数据存储与读取由NI的nidaqmx库实现, 检测算法主要依靠pytorch, 定位算法主要通过numpy实现。

2 基于Resnet的无人机声音检测

本文所提的无人机检测流程主要分为两步, 首先考虑无人机声信号的特征, 其次设计对应的特征提取网络来实现环境中有无无人机的分辨。

2.1 无人机声信号模型

基于小型麦克风阵列的旋翼式无人机检测与定位系统研究^[25]经过实验分析, 旋翼式无人机的声音信号可以近似认定为宽平稳随机信号。实际麦克风声传感器接收的信号包含旋翼声、引擎噪声、风噪, 等等。其中, 风噪声可以通过添加防风罩来阻隔和减轻。再者, 需要重点关注的声音成分为无人机旋翼声可以认为由一系列谐波组成^[26]。因此, 第 i 个麦克风Mic- i 接收到的信号可以近似表示为:

$$x_i(k) = s(k - \tau_i) + n_i(k) = \sum_{h=1}^H a_h \sin[2\pi f_h(k - \tau_i) + \phi_h] + n_i(k) \quad (1)$$

其中 $i=1, 2, 3, \dots, 8$, h 代表谐波数, a_h 和 ϕ_h 分别代表第 h 个谐波的强度和相位。对应的 τ_i 为声音从无人机传播到Mic- i 的时延, $n_i(k)$ 代表噪声。

短时傅里叶变换常被用于分析声信号的特征。图3展示了一个典型的变电站场景下无人机声信号的时频谱, 可以观察到存在一个强度较大的低频噪声。同时无人机谐波频率显著高于低频噪声频率。经过数值仿真测试, 在通过一个滤除500 Hz以下信号的高通滤波器后, 声信号接收质量得到了显著提升。因此, 本文接下来的实际信

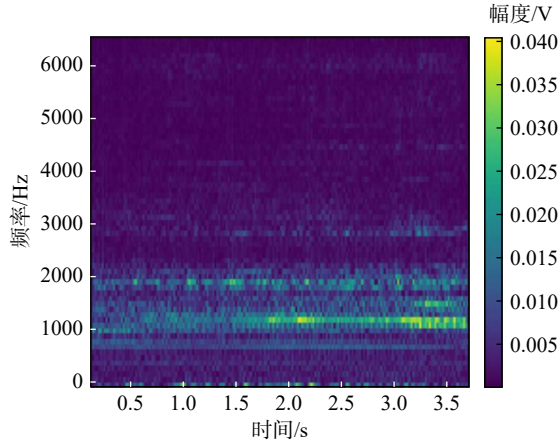


图 3 典型无人机声信号时频图

Fig. 3 Time-frequency diagram of a typical UAV signal

号处理都是在这一高通滤波器处理的基础上进行的。

而由于声信号经过梅尔谱转换后可以进行更好的特征提取。因此,本文采用对时频图转化到梅尔频率下,转换公式为:

$$F_{\text{mel}}(f) = 125 \lg(1 + f/700) \quad (2)$$

随后,采用梅尔滤波器组进一步处理时频谱,从而得到梅尔尺度下的时频谱。接下来,将梅尔谱进行对数转换,得到对数梅尔谱^[17]。其中,梅尔滤波器组可以表示为一组带通滤波器,每个滤波器均为三角滤波器,计算公式为:

$$H_m(k) = \begin{cases} 0 & k < f(m-1) \\ \frac{k - f(m-1)}{f(m) - f(m-1)} & f(m-1) \leq k \leq f(m) \\ \frac{f(m+1) - k}{f(m+1) - f(m)} & f(m) \leq k \leq f(m+1) \\ 0 & k > f(m+1) \end{cases} \quad (3)$$

其中第 m 个滤波器的中心频率为 $f(m)$ 且 $0 < m < M$, M 为梅尔滤波器组的总滤波器数。

在以深度神经网络为后端的检测方案中,使用对数梅尔谱作为模型输入更为适宜。典型的无人机声信号对数梅尔谱如图 4 所示。

2.2 基于 Resnet 的无人机检测方法

在本文所涉及的监测系统中,通过区分麦克风采集到的声信号为背景噪声还是无人机声音来实现无人机的检测。因此,将该问题视为一个二分类问题。当系统辨别出提取的特征符合无人机的典型特性时,就表示已经成功检测到无人机。如果提取到的特征被归类为背景噪声,则认为该

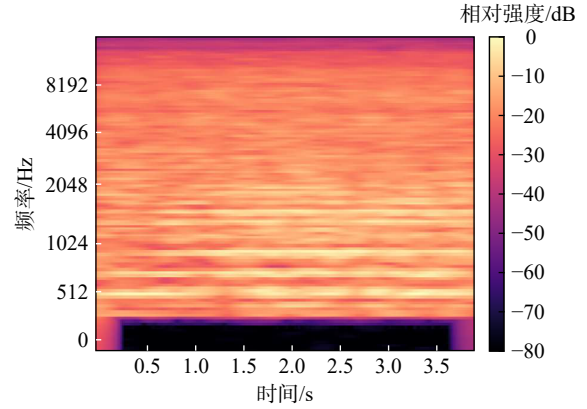


图 4 典型无人机声信号对数梅尔谱

Fig. 4 Log-Mel diagram of a typical UAV signal

监测系统未检测到无人机。

神经网络常被用于分类任务^[17]。因此,使用神经网络来进行背景噪声和无人机声音的区分。

在本文所涉及的监测系统中,8 个麦克风被用来采集无人机的声信号。结合上文所提的对数梅尔谱转换方式,可以得到一个三维张量 $X \in \mathbf{R}^{M_x \times M_y \times I}$,其中 M_x 代表对数梅尔谱的时间维度, M_y 代表对数梅尔谱的频率维度, I 代表 8 个麦克风通道。

针对上述 8 通道麦克风采集到的信号,可以使用卷积神经网络来进行图像分类。但由于随着网络层数增加,存在梯度消失使得网络性能退化的现象^[15]。为了提升检测性能,如图 5 所示的残差连接块在用于图像识别的深度残差学习(deep residual learning for image recognition)^[15]中被提出。

跳跃连接模块的引入使得输入可以跨层进行传播,很好地解决了神经网络深度增加导致的退化问题。考虑到本文所需的无人机检测问题输入数据规模不大且输出为二分类结果,本文采取如

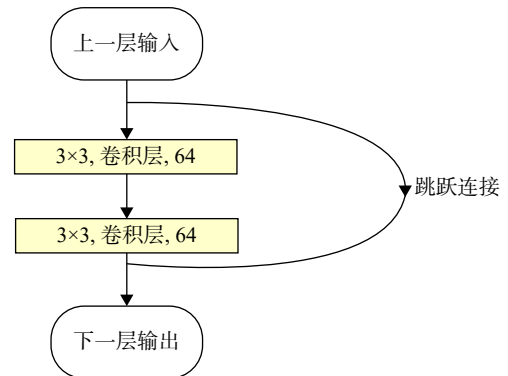


图 5 残差连接块

Fig. 5 Residual connection blocks

图6所示的 Resnet18 结构作为无人机检测框架, 图中“/2”代表经过该层的数据维数减半。

在经过一系列的卷积层进行特征提取后, 通

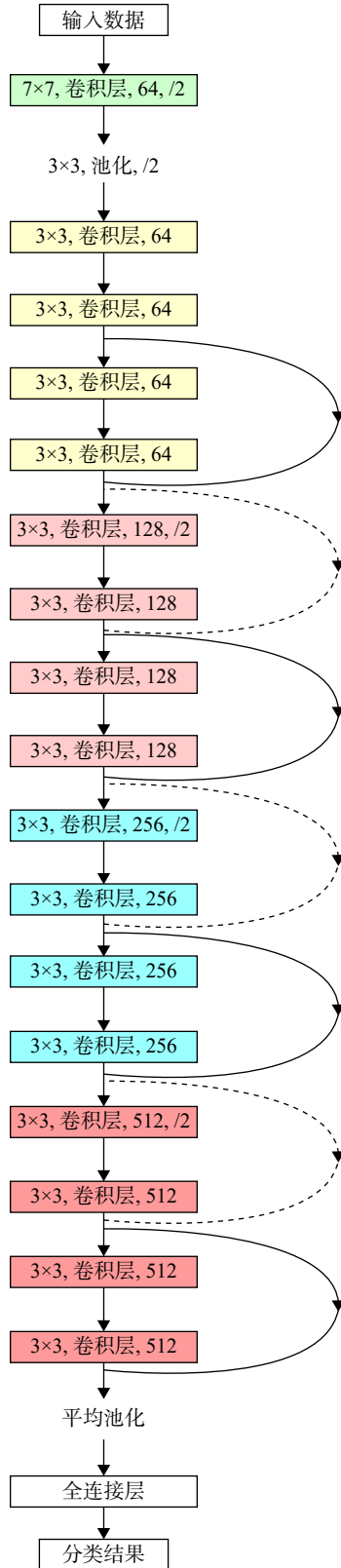


图6 Resnet18 完整结构

Fig. 6 Structure of Resnet18

过全连接层来实现最终的分类效果。网络的最终输出为一个 0~1 之间的置信度的值 P , 并认为在 $P>0.8$ 时认为环境下存在无人机。

3 基于达时延差的无人机声定位方法

基于麦克风阵列的目标定位方法近年来已经得到大量的研究^[17-20]。其中, 基于 TDOA 的定位方法是在实际声源定位中应用最为广泛的^[21-25]。而要实现正确的 TDOA 定位, 首先要得到精准的时延估计。然而在电网场景下, 尤其是在较远距离下的 TDOA 估计仍存在较大挑战。在本节剩余部分会首先介绍时延估计算法以及本文所提的异常时延剔除算法, 其次再介绍异常时延剔除后的目标定位算法。

3.1 时延估计及异常时延剔除

对于如图2所示的同一个麦克风阵列中的麦克风 Mic- m 和麦克风 Mic- n ($m, n = 1, 2, 3, 4$ 且 $m \neq n$), $x_m(t)$ 和 $x_n(t)$ 分别为 Mic- m 和 Mic- n 接收的声信号, $G_{x_m, x_n}(f)$ 为接收信号的交叉功率谱。则可以通过带有相位变化的广义互相关算法 (generalized cross correlation with phase transform, GCC-PHAT) 来构建互相关:

$$R_{x_m, x_n}(\tau, k) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{G_{x_m, x_n}(f)}{|G_{x_m, x_n}(f)|} e^{-j2\pi f\tau} df \quad (4)$$

其中 $R_{x_m, x_n}(\tau, k)$ 为在 k 时刻的互相关谱。在 $R_{x_m, x_n}(\tau, k)$ 以 τ 为变量搜索到的最大值 $R_{x_m, x_n}(\tau_{\max}, k)$ 对应的 $\tau_{\max}$ 为两个接收的声信号的时延。

但在实际远距离定位过程中, 由于信号强度变弱, 基于 GCC-PHAT 的时延估计结果会变得不稳定, 而错误的时延估计会导致下一步的定位结果完全错误。考虑无人机飞行速度的限制, 可以假设时延并不会在两个连续的探测时间之间发生急剧的改变。因此, 在定位无人机从接近声阵列到远离声阵列的过程中, 先前时刻的时延估计结果会更为可靠。因此, 可以通过判断时延估计的连续性来判断当下时刻时延的准确性, 也即以如式(5)所示的准则判断:

$$\frac{\tau_{m+j} - \tau_m}{\tau_m - \tau_{m-k}} \leq \frac{j}{k} * \sigma \quad (5)$$

其中 τ_{m+j} 为待判定连续性的时延值, τ_m 和 τ_{m-k} 为连续性判定成功时的时延值, j 代表距离上次连续性判定成功过去相差 j 个时间步, k 为两次连续性判定成功之间的时延相差的时间步, σ 为连续性

判定阈值,在实际使用过程中,一般设置为 5~15 之间的范围。

3.2 基于估计时延的定位算法

采用 $\mathbf{S}_m$ 、 $\mathbf{S}_n$ 和 $\mathbf{S}_0(k)$ 分别对应的代表麦克风 Mic- m 和麦克风 Mic- n 以及目标在时刻 k 的空间位置。对于在阵列 1 的麦克风对麦克风 Mic- m 和麦克风 Mic- n 而言,可以有对应的关系式:

$$c\hat{\tau}_{mn} = \|\mathbf{S}_m - \mathbf{S}_0\| - \|\mathbf{S}_n - \mathbf{S}_0\| \quad (6)$$

其中 c 代表声速, $\hat{\tau}_{mn}$ 为两个麦克风之间估计的传播时延,通过对式(6)平方并移项,可以得到

$$(\mathbf{S}_m - \mathbf{S}_n) \mathbf{S}_0^T(k) + d_{mn}(k) d_{n0}(k) = h_{mn}(k) \quad (7)$$

其中

$$d_{n0}(k) = \|\mathbf{S}_n - \mathbf{S}_0(k)\| \quad (8)$$

$$h_{mn}(k) = [\mathbf{S}_m \mathbf{S}_m^T - \mathbf{S}_n \mathbf{S}_n^T - d_{mn}^2(k)]/2 \quad (9)$$

将所有相似的,对于阵列 2,也有:

$$(\mathbf{S}_{\tilde{m}} - \mathbf{S}_{\tilde{n}}) \mathbf{S}_0^T(k) + d_{\tilde{m}\tilde{n}}(k) d_{\tilde{n}0}(k) = h_{\tilde{m}\tilde{n}}(k) \quad (10)$$

其中 $\tilde{m}$ 、 $\tilde{n}$ 分别代表阵列 2 中的麦克风 Mic- $\tilde{m}$ 和麦克风 Mic- $\tilde{n}$ 。为了充分利用所有独立的估计时延,选择 $n=1$ 和 $\tilde{m}=5$ 分别为对应于阵列 1 和阵列 2 的参考阵元。如此可以得到方程:

$$\mathbf{A}(k) \mathbf{X}(k) = \mathbf{H}(k) \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{A}(k) = \begin{pmatrix} \mathbf{S}_2 - \mathbf{S}_1 & d_{21}(k) & 0 \\ \mathbf{S}_3 - \mathbf{S}_1 & d_{31}(k) & 0 \\ \mathbf{S}_4 - \mathbf{S}_1 & d_{41}(k) & 0 \\ \mathbf{S}_6 - \mathbf{S}_5 & 0 & d_{65}(k) \\ \mathbf{S}_7 - \mathbf{S}_5 & 0 & d_{75}(k) \\ \mathbf{S}_8 - \mathbf{S}_5 & 0 & d_{85}(k) \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{H}(k) = [h_{21}(k), h_{31}(k), h_{41}(k), h_{65}(k), h_{75}(k), h_{85}(k)]^T \quad (13)$$

$$\mathbf{X}(k) = [\mathbf{S}_0(k) \ d_{10}(k) \ d_{50}(k)]^T \quad (14)$$

式(11)由于存在麦克风阵元位置测量的误差以及麦克风振动接收误差,在实际使用中结果只是大致准确。因此,要通过最小二乘准则^[20]来估计最终结果,最终的最小二乘解如下所示:

$$\hat{\mathbf{X}}(k) = (\mathbf{A}^T(k) \mathbf{A}(k))^{-1} \mathbf{A}^T(k) \mathbf{H}(k) \quad (15)$$

同时可以观察到,该最小二乘问题为过定的,

在减少方程的某一行仍能得到唯一解。结合上文所提的时延异常判定方法,可以将异常时延估计值对应于最小二乘问题的行消除后再进行最小二乘方程的求解从而得到更为精准的定位结果。

4 检测系统实验验证

本节将通过实地实验验证所涉及的无人机监测系统。

4.1 无人机检测效果评价

检测率受各种因素影响,主要与无人机和麦克风阵列之间的距离以及背景噪声的强弱有关。由此设计了多组声信号数据集分别在白天和夜晚在不同距离下进行变电站实地采集,包括在 50 m 以内收集的无人机声信号、在 50~100 m 之间收集的声信号、在 100~200 m 之间的声信号,以及背景噪声的数据集。信号采集时麦克风附近存在明显的电流噪声,风力为 2~3 级。飞行的无人机型号为大疆 Mavic3 Pro,本文所采用的 Resnet18 在不同距离下的数据集中所达到的正检率效果如表 1 所示,误检率如表 2 所示。

表 1 不同距离下 Resnet18 的正检率
Table 1 Positive detection rate of Resnet18 at different distances

距离/m	正检率/%
50	98.6
50~100	95.4
100~200	80.2

表 2 不同时间下 Resnet18 的误检率
Table 2 False detection rate of Resnet18 at different time

时间	误检率/%
夜晚	0.2
白天	3.2

正检率通过在对对应距离区间内飞行无人机 15 min,每隔 3 s 进行一次检测,共检测 300 次,统计其中检测到无人机的次数,除以 300 得到正检率。同时在不飞无人机的情况下,分别在白天与夜晚检测 15 min,同样每隔 3 s 检测一次,共检测 300 次,如果判定检测到无人机,则记为一次误检,将误检次数除以 300,得到误检率。

实验结果表明,该检测系统在无人机距离麦克风阵列 100 m 以内时准确率均大于 95%,且夜晚条件下误检率均小于 0.5%,满足变电站下对于近距离范围全覆盖的需求。但在 100~200 m 的

范围内检测正检率显著下降,其中,检测错误的样本主要集中在距离180~200 m的样本中,说明该检测系统的检测距离极限为200 m,超出200 m下的检测结果可靠性大幅降低。

4.2 无人机定位效果评价

通过文中第4.1节的方法进行时延估计并进行异常时延的筛选。最终进行TDOA估计时,如果单次定位过程中异常时延过多,去除式(11)过多行数会导致方程欠定,无唯一解,若去除到刚好方程正定,能有唯一解,但解的鲁棒性无法保证。因此分别进行了将所有时延用于定位的实验,结果如图7所示,图中 x 、 y 、 z 表示位置坐标。

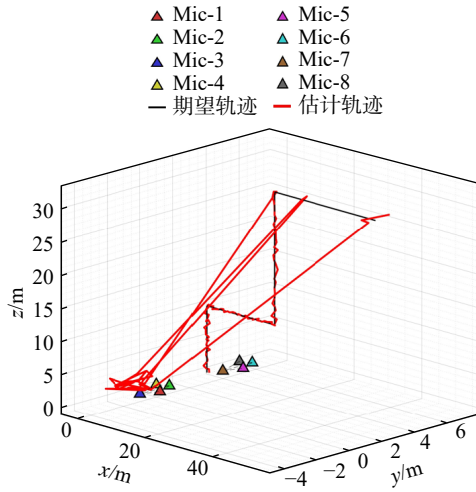


图7 原始定位结果

Fig. 7 Original localization results

固定去除一组麦克风之间时延的实验,结果如图8所示。

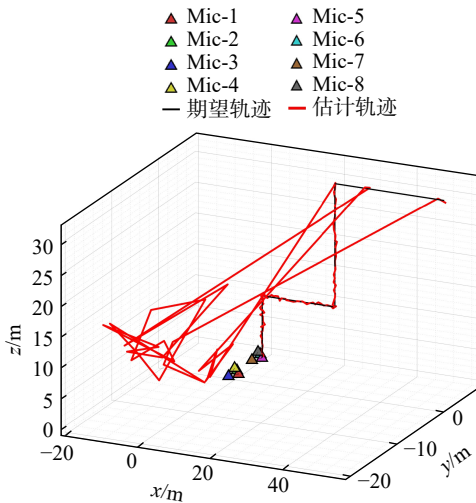


图8 固定去除一组麦克风之间时延的定位结果

Fig. 8 Fixed removal of the positioning result of the delay between a set of microphones

固定去除两组麦克风时延的实验,结果如图9所示。

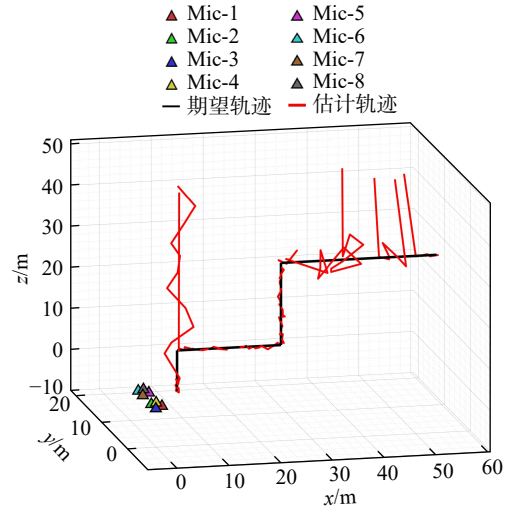


图9 固定去除两组麦克风之间时延的定位结果

Fig. 9 Fixed removal of the positioning result of the delay between two sets of microphones

实验为按文中第2节所示的阵列结构分别采集120个时刻无人机从部署于变电站内的阵列附近垂直起飞以阶梯状飞到远处的数据。

实验结果表明,定位系统在无人机处于较远位置时出现了更多的错误定位结果。而固定去除一组麦克风的时延在近处的轨迹与无去除状态下的形状类似,错误点的距离偏差更为明显。而固定去除两个时延的定位结果仅有前几个点的位置准确。因此,可以认定如果某次特定的定位过程中,如果只有一个时延估计不精准,则去除该时延所对应的最小二乘方程的行,仍能获取正确的坐标估计。如果超出一个时延估计异常,则可以认为该次定位失败。基于此,在进行异常时延值的判定之后以及去除失败定位结果后进行了实验,实验中连续值判定的 σ 为10,且对比了基于声学的无人机检测系统(an acoustic-based surveillance system for amateur drones detection and localization)^[20]中提到的高斯先验的TDOA实验结果,其对比结果如图10和图11所示。

实验结果表明,本文所提的异常值判定方法及错误定位点筛除方法在变电站场景下实际有效,而基于高斯先验的GCC时延估计算法^[20]在距离较远的情况下并不能正确显示无人机的飞行轨迹,且有效在轨迹上的点的个数少于本文所提的方法,证明了本文所提的异常时延筛除方法和错误定位点去除方法的有效性。

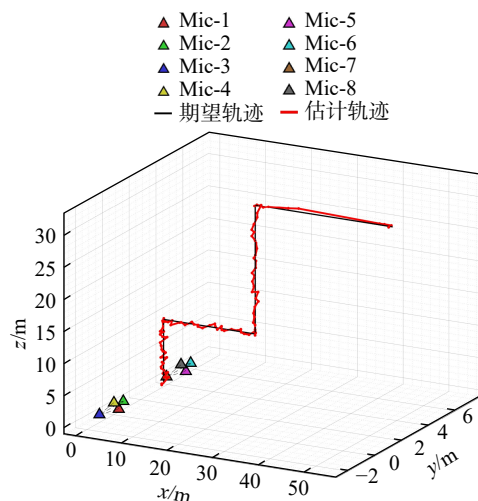
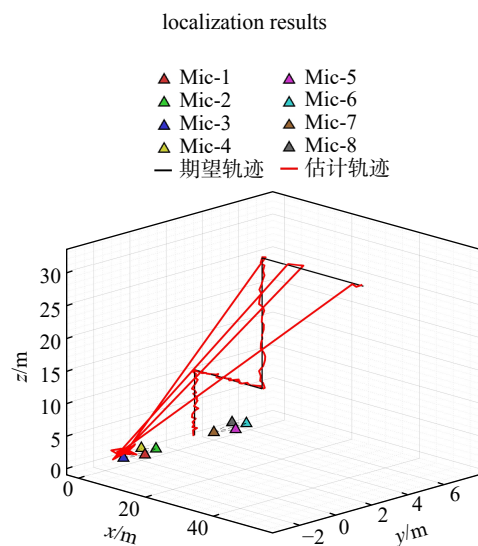


图 10 异常值去除及错误估计点滤除结果

Fig. 10 Outlier removal and misestimation point filtering

图 11 基于高斯先验的定位结果^[20]Fig. 11 Localization results with Gauss prior^[20]

5 结 论

本文构建了一套基于分布式声阵列的变电站无人机监测系统,搭建了监测系统的检测与定位的流程,实现了无人机的检测与定位。在对麦克风阵列采集的声信号使用 Resnet18 进行无人机声音与背景噪声的区分,实现 200 m 内无人机正检率超过 90%,误检率低于 4%,使用分布式声阵列进行定位,并相应地提出了异常时延值的判定方法以及错误定位结果的去除方法,提升了在无人机距离阵列距离较远情况下的定位性能。

参考文献:

[1] SHI Xiufang, YANG Chaoqun, XIE Weige, et al. Anti-drone system with multiple surveillance technologies: architecture, imple-

mentation, and challenges[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(4): 68-74.

[2] 陈新颖, 盛敏, 李博, 等. 面向 6G 的无人机通信综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(3): 781-789.

CHEN Xinying, SHENG Min, LI Bo, et al. Survey on unmanned aerial vehicle communications for 6G[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(3): 781-789. (in Chinese)

[3] KAUFMANN E, BAUERSFELD L, LOQUERCIO A, et al. Champion-level drone racing using deep reinforcement learning[J]. *Nature*, 2023, 620(7976): 982-987.

[4] KUNERTOVA D. The war in Ukraine shows the game-changing effect of drones depends on the game[J]. *Bulletin of the Atomic Scientists*, 2023, 79(2): 95-102.

[5] 国务院、中央军委. 无人驾驶航空器飞行管理暂行条例[EB/OL]. (2023-06-28)[2024-12-24]. https://www.gov.cn/zhengce/content/202306/content_6888799.htm

The State Council of the People's Republic of China, The Central Military Commission of the Communist Party of China. Interim regulations on the management of unmanned aircraft flights [EB/OL]. (2023-06-28)[2024-12-24]. https://www.gov.cn/zhengce/content/202306/content_6888799.htm. (in Chinese)

[6] 任俊宇, 俞宁宁, 周成伟, 等. DroneRFb-DIR: 用于非合作无人机个体识别的射频信号数据集[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(3): 573-581.

REN Junyu, YU Ningning, ZHOU Chengwei, et al. DroneRFb-DIR: an RF signal dataset for non-cooperative drone individual identification[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(3): 573-581. (in Chinese)

[7] 管康萍, 冯正康, 马小艳, 等. 一种基于航迹特征的无人机与飞鸟目标雷达识别方法[J]. 上海航天, 2024, 41(1): 130-136.

GUAN Kangping, FENG Zhengkang, MA Xiaoyan, et al. A radar recognition method for UAV and flying bird targets based on track characteristics[J]. *Aerospace Shanghai*, 2024, 41(1): 130-136. (in Chinese)

[8] 马显龙, 郭晨望, 曹占国, 等. 基于视频联动的变电站无人机入侵监测技术[J]. 电子设计工程, 2024, 32(23): 89-93.

MA Xianlong, GUO Chenyun, CAO Zhanguo, et al. Monitoring technology of the Unmanned Aerial Vehicle intruding substation based on video linkage[J]. *Electronic Design Engineering*, 2024, 32(23): 89-93. (in Chinese)

[9] YU Ningning, WU Jiajun, ZHOU Chengwei, et al. SMNet: multi-drone detection and classification via monitoring flight control signals on spectrograms[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2025, 11(5): 3245-3259.

[10] 常先宇. 基于声阵列的无人机检测及定位系统[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.

CHANG Xianyu. Drone detection and localization using acoustic arrays: algorithm design and implementation[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019. (in Chinese)

[11] 陈鹏, 陈洋, 王威. 无人机声学定位技术综述[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022, 50(12): 109-123.

CHEN Peng, CHEN Yang, WANG Wei. Review for UAV acoustic positioning[J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2022, 50(12): 109-123. (in Chinese)

[12] 曹盛. 小型无人机声阵列探测系统设计与实现[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2024.

CAO Sheng. Design and realisation of acoustic array detection system for small UAVs[D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2024. (in Chinese)

- [13] DAVIS S, MERMELSTEIN P. Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1980, 28(4): 357-366.
- [14] 李广青. 无人机多维度智能识别关键技术研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2021.
LI Guangqing. Research on key technologies of UAV multidimensional intelligent recognition[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)
- [15] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, US: IEEE, 2016: 770-778.
- [16] AL-EMADI S A, AL-ALI A K, MOHAMMED A. Audio-based drone detection and identification using deep learning techniques with dataset enhancement through generative adversarial networks [J]. *Sensors*, 2021, 21(15): 4953.
- [17] 吴桐. 基于分布式声阵列的无人机检测定位系统[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
WU Tong. Drone detection and localization system using distributed acoustic arrays[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022. (in Chinese)
- [18] 夏伟, 罗明, 赵美霞. 无源时差定位系统最优布站方法研究[J]. *雷达科学与技术*, 2020, 18(1): 34-38.
XIA Wei, LUO Ming, ZHAO Meixia. Study on optimal station distribution and performance of passive time difference localization system[J]. *Radar Science and Technology*, 2020, 18(1): 34-38. (in Chinese)
- [19] KNAPP C, CARTER G. The generalized correlation method for estimation of time delay[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1976, 24(4): 320-327.
- [20] SHI Zhiguo, CHANG Xianyu, YANG Chaoqun, et al. An acoustic-based surveillance system for amateur drones detection and localization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 2731-2739.
- [21] 蔡卫平, 黄印君, 陆泽霖. 基于分布式麦克风阵列的声源定位算法[J]. *计算机应用与软件*, 2014, 31(5): 132-135.
CAI Weiping, HUANG Yinjun, LU Zeyuan. Sound source localization algorithm based on distributed microphone arrays[J]. *Computer Applications and Software*, 2014, 31(5): 132-135. (in Chinese)
- [22] 卢艳美. 基于分布式麦克风阵列的声源定位方法研究[D]. 辽宁大连: 大连理工大学, 2017.
LU Yanmei. Research on sound source localization based on distributed microphone array[D]. Dalian Liaoning: Dalian University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [23] 王舒文. 分布式麦克风阵列定位方法研究[D]. 辽宁大连: 大连理工大学, 2013.
WANG Shuwen. Study on distributed microphone array localization method[D]. Dalian Liaoning: Dalian University of Technology, 2013. (in Chinese)
- [24] CHAN Y T, HO K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(8): 1905-1915.
- [25] 王同庆. 基于小型麦克风阵列的旋翼式无人机检测与定位系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2023.
WANG Tongqing. Research on detection and localization system for rotor-type UAVs based on a small microphone array. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)
- [26] SEDUNOV A, SALLOUM H, SUTIN A, et al. UAV passive acoustic detection[C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security. Piscataway, US: IEEE, 2018: 1-6.

(编辑: 王碧琚)