

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508590

多尺度门控网络的变电站复杂声源分离研究*

陈睿霖 曹晖 郑晓东 闫大鹏 薛霜思 曲凯 汲胜昌

(西安交通大学电气工程学院 西安 710049)

摘要:变电站设备安全稳定运行对电力系统至关重要。近年来,无人机巡检因其高效、安全优势,已成为变电站维护重要手段。然而,无人机本体及周围环境噪声与设备运行关键声学信息混叠,严重阻碍基于声学信号的设备状态检测与故障预警。为解决此问题并高效分离变电站设备声源,提出一种多尺度门控声源分离网络(multi-scale gated source separation network, GSN)模型。GSN模型采用编码器-分离器-解码器架构,编码器引入并行多尺度一维深度可分离卷积以捕捉多尺度特征;分离器构建局部建模和全局建模双路径,并通过门控融合机制整合输出;解码器采用逐层一维转置卷积与跳跃连接还原时域信号。在包含变电站设备声、无人机噪声及环境背景声的三源混合数据集上实验验证。结果表明,GSN相较于全卷积时域音频分离网络等主流模型,在尺度不变信号失真比、信号干扰比、皮尔逊相关系数指标上分别提高了0.8~7.1 dB、1.3~9.7 dB、0.032~0.297 dB;训练收敛速度与平稳性上亦具明显优势。GSN模型能有效抑制复杂干扰并还原目标设备声源,为变电站设备声学巡检提供高质量信号。

关键词:声源分离;变电站;无人机;多尺度;门控网络

中图分类号: TM935 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Multi-scale gated separation network for complex sound source separation in substation acoustic environments

Chen Ruilin Cao Hui Zheng Xiaodong Yan Dapeng Xue Shuangsi Qu Kai Ji Shengchang

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The safe and stable operation of substation equipment is paramount for power system reliability. In recent years, UAV inspection has emerged as a crucial maintenance tool in substations due to its efficiency and enhanced safety. However, inherent UAV noise, coupled with ambient environmental sounds, often mixes significantly with the vital acoustic signatures of operational equipment. This severe interference substantially hinders acoustic-based equipment status detection and early fault prognosis. To address this challenge and efficiently isolate substation equipment sounds from such complex mixtures, a multi-scale gated source separation network (GSN) model is proposed. The GSN model adopts an encoder-separator-decoder architecture: its encoder incorporates parallel multi-scale 1D depthwise separable convolutions to capture rich features across various temporal scales; the separator constructs a dual-path structure, comprising a local temporal modeling and a global contextual modeling, integrating their outputs via a gated fusion mechanism; the decoder employs layer-by-layer 1D transposed convolutions with skip connections to reconstruct the time-domain signal. Experimental validation was conducted on a tripartite mixed dataset comprising substation equipment sounds, UAV noise, and environmental background noise. Results indicate that GSN has superior performance compared to mainstream models. GSN achieved improvements in SI-SDR by 0.8~7.1 dB, SIR by 1.3~9.7 dB, and PCC by 0.032~0.297. Furthermore, GSN demonstrated notable advantages in training convergence speed and stability. The GSN model effectively suppresses complex interference and faithfully reconstructs target equipment sound sources, thereby providing high-quality signals for acoustic inspection of substation equipment.

Keywords: sound source separation; substation; UAV; multi-scale; gated network

0 引言

变电站作为电力系统的重要枢纽,其设备运行状态的准确感知对保障输电安全与电网稳定运行具有关键意义^[1-2]。运行中的变压器、电抗器、电晕屏蔽等设备会产生特征明显的声学信号,具有稳定的时频结构,可作为设备状态诊断、故障预警与声纹识别的重要依据^[3-4]。传统地面声学采集方式受站内结构复杂、电气隔离要求和设备布设高度等因素限制,难以实现对高空设备的有效覆盖,存在采集效率低、安全风险高的问题^[5]。近年来,具备远程操控能力与多角度覆盖优势的无人机逐渐在图像、红外外等巡检领域中得到广泛应用,为高空多设备监测提供了新的技术路径^[6-7]。随着平台多传感集成能力的增强,声学感知技术也开始尝试部署于无人机系统,用于实现设备的空中声学数据获取^[8]。然而,无人机本体在飞行过程中产生的低频旋翼噪声,以及巡检过程中混入的非结构化环境噪声,使得所采信号中存在大量非目标干扰声源^[9-11]。这些设备声、无人机噪声与背景噪声频率结构差异显著、能量交叠复杂,严重干扰声纹提取与状态识别^[12]。因此,从混合信号中准确提取目标设备声成为实现高质量声学巡检的关键难点。

针对这一难点,传统的信号处理盲源分离(blind source separation, BSS)方法,在应用于本研究的复杂场景时面临挑战。首先,传统的BSS算法通常依赖于对源信号的严格统计假设,这些假设在设备声、无人机噪声和背景声频谱严重重叠时难以成立。其次,在单通道采集的欠定条件下,其分离性能会急剧下降^[13]。

为解决上述问题,已有研究主要沿两类技术路径展开探索:一类方法聚焦于深度学习声源分离模型迁移,即将语音分离领域中的先进结构应用于工业音频任务;另一类方法则针对电力巡检或工业场景中的声源特性,提出了定制化的信号处理分离策略,利用设备声波形的稀疏性、周期性或独立性等特征进行建模与分离。

其中第1类方法包含全卷积时域音频分离网络(surpassing ideal time-frequency magnitude masking for speech separation, Conv-TasNet)^[10]、双路径循环神经网络(dual-path recurrent neural network, DPRNN)^[14]和单通道语音分离模型(monaural speech separation transformer, MossFormer)^[15]等模型,侧重于深度网络结构的迁移与优化。Conv-TasNet模型采用一维卷积编码器-解码器结构,直接在时域进行波形建模,避免了传统频谱域分离中相位恢复误差的问题;DPRNN进一步引入分段与全局路径嵌套机制,提升长时序建模能力,适合处理持续型混响声;MossFormer则结合了Transformer注意力机制和多尺度建模策略,在高频不稳定成分建模方面表现优异。这

类模型在标准语音数据集上取得了优异表现,但其训练先验多基于语音特征,对于非语音信号存在一定的表示偏差与泛化问题。

第2类方法则针对声源特性入手分析。Wang等^[16]针对信号中的混合干扰问题,提出了一种基于稀疏成分分析的盲源分离方法。该方法借助稀疏表示理论提取稀疏点,并利用密度聚类算法估计混合矩阵,有效解决了欠定条件下的声源分离问题。然而该方法在估计混合矩阵过程中依赖于稀疏点的准确提取与聚类效果。张重远等^[17]构建了基于Mel时频谱的卷积神经网络声纹分类模型(mel-convolutional neural networks, Mel-CNN),在预设干净条件下能够准确识别设备声源类别,但方法本身未具备主动分离干扰声源的能力,仍依赖前处理降噪。孙玉伟等^[18]结合盲源分离与支持向量数据描述(novel support vector data description, NSVDD)算法,通过对分离后信号进行单类分类实现断路器异常检测,但在复杂声场中容易受误分离与样本选择影响,泛化能力有限。

针对上述局限,本文提出一种融合式多尺度门控声源分离网络(multi-scale gated source separation network, GSN)模型。该模型以时域建模为核心,整体结构由编码、分离与解码3个阶段组成。首先通过多尺度深度可分离卷积联合双向门控循环单元构建局部感知路径,用于提取短时细粒度声学特征;同时,引入轻量化Transformer模块以捕捉音频中的长时依赖与全局上下文模式,增强模型对设备背景声与远距离干扰的理解能力。两个子路径的输出通过门控融合机制自适应整合,生成高质量掩码,并采用逐层一维转置卷积与跳跃连接还原设备声信号。该模型在处理基于无人机巡检的声源信号分离时,有效性更高,分离性能更好,在提取信号精度方面有一定程度的提高。

1 检测场景声学信号频率特征分析

在实际巡检场景中,无人机搭载的声学传感器会采集到多种声源混合而成的信号。这些声源包括变电站内部设备的运行声、无人机自身产生的噪声以及外部环境噪声。不同声源的频率分布与时域结构差异显著,但是在频域和时域上存在不同程度的重叠和混叠,直接影响后续的声纹提取、状态判断与异常识别。因此,深入理解这些声学特性可以为后续的声源分离模型提供重要的先验知识和理论依据,从而提高分离精度和识别效率。

1.1 变压器声学信号分析

变压器作为变电站中容量最大、运行电流最高的电力设备之一,其声学信号主要由铁芯振动与绕组振动共同产生。交流电流流过一次侧励磁绕组,产生交变磁场,在铁芯内部形成闭合磁通回路。由硅钢片堆叠构成的铁

芯材料在交变磁场作用下产生磁致伸缩效应,铁芯尺寸随磁场变化发生周期性微小变化,引发机械振动。由于磁致伸缩效应的变化周期是磁场交变周期的 1/2,铁芯振动频率为电源基频的 2 倍,故变压器铁芯振动频率集中在 100 Hz^[19-20]。此外,铁芯内部磁通密度差异导致局部磁场梯度剧烈变化,铁芯片间界面处形成麦克斯韦力,进一步驱动铁芯振动。

绕组振动源于电流与漏磁场之间的洛伦兹力作用。载流绕组处在强漏磁场中,受到电磁力 F 作用,产生周期性振动。绕组电流为 $i(t) = I \sin(2\pi ft + \varphi)$, 则绕组所受电磁力如式(1)所示。

$$F(t) = \frac{kI^2}{2} [1 - \cos(4\pi ft + 2\varphi)] \quad (1)$$

式中: k 为比例系数; f 为电流频率; φ 为初相位。可见,绕组电磁力中的主振动分量频率为 2 倍电流频率,即 100 Hz,并可能引发高阶倍频成分。

如图 1 所示,通过频谱分析,变压器声学信号能量显著集中于 100 Hz 主频,频率分布特征与铁芯磁致伸缩和绕组洛伦兹力耦合振动机理高度一致。同时,因机电耦合作用,当绕组及铁芯局部结构固有频率与激励频率或其倍频接近时,易出现参变共振,导致特定倍频成分增强。

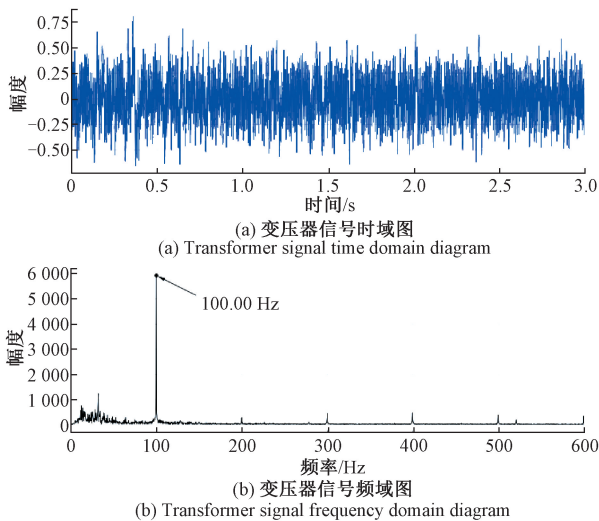


图 1 变压器信号时频分析

Fig. 1 Time-frequency analysis of transformer signal

1.2 电抗器声学信号分析

电抗器作为变电站中常见的无功补偿设备,其声学信号主要由铁心饼间的电磁力振动与绕组振动共同产生。交流电流流过绕组后在铁心内部形成闭合磁通回路,硅钢叠片在交变磁场作用下产生磁致伸缩效应,引发周期性尺寸变化,其振动频率为电源频率的 2 倍,即 100 Hz^[21];气隙中相邻叠片因磁导率差产生麦克斯韦力,进一步驱动铁心振动,亦集中在 100 Hz 附近。

绕组振动则源于载流线圈在漏磁场中受到的洛伦兹力作用。电流表达式为 $I(t) = I_1 \sin(\omega t) + I_2 \sin(\omega_h t)$, 电磁激励可表示为式(2)。

$$F_{em}(t) \propto [I(t)]^2 = \frac{I_1^2}{2} [1 - \cos(2\omega t)] + \frac{I_2^2}{2} [1 - \cos(2\omega_h t)] + I_1 I_2 [\cos((\omega - \omega_h)t) - \cos((\omega + \omega_h)t)] \quad (2)$$

其中, $\omega = 2\pi \times 50$ Hz, $\omega_h = 2\pi \times 100$ Hz。可见主要振动分量对应 100 Hz,次高分量对应 200 Hz。

如图 2 所示,频谱分析表明,电抗器声学能量在 100 Hz 处最强,200 Hz 处次之,50~100 Hz 以及 200~500 Hz 为宽带次要成分,能量整体集中于 600 Hz 以内。

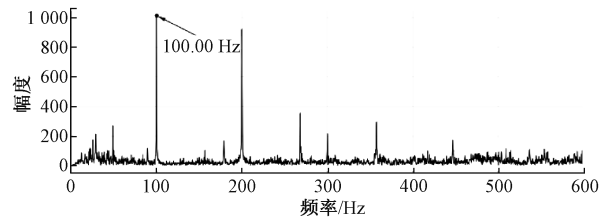


图 2 电抗器信号频谱分析

Fig. 2 Spectrum analysis of reactor signal

1.3 电晕放电声学信号分析

电晕是高压交流电场下常见的局部放电现象,通常发生在导体表面电场强度超过起晕电压时。放电过程中,自由电子和离子与空气分子碰撞,形成局部等离子体区域,伴随微弱但频繁的声波辐射。该声波以非平稳脉冲和调制周期成分为主,是典型的非平稳声源。

电晕信号频率分布特征与电晕放电的声源机制密切相关。一方面,工频周期下离子迁移形成的规律扰动会在 200 Hz 及其倍频附近形成纯音分量;另一方面,放电脉冲的叠加在中低频段形成宽频结构,使得 100~400 Hz 之间频谱能量分布更加丰富^[22]。此外,中低频信号在空气中传播损耗相对较小,也进一步强化了该频段在测得信号中的主导地位。

如图 3 所示,对电晕声信号进行频谱分析可发现,其能量主要集中在 50~500 Hz 范围内。其中,200、400 Hz 频段内的声能最为强烈,频谱峰值显著,表现出明显的集中特征;其次为 100、300 Hz 频段,虽未形成主峰但仍具有一定能量分布,属于次要频率成分。高于 500 Hz 的频率段能量快速衰减,噪声成分稀疏,对信号识别贡献较小。

1.4 无人机声学信号分析

在变电站巡检过程中,无人机本体所产生的旋翼气动噪声是不可忽视的背景干扰。该类噪声主要由桨叶周期性运动引起的厚度噪声与载荷噪声构成,叠加部分桨涡干扰及湍流引发的宽带噪声^[23-24]。从频率结构来看,

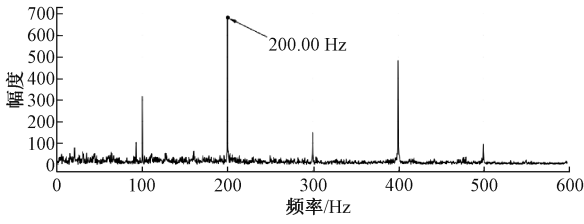


图3 电晕信号频谱分析

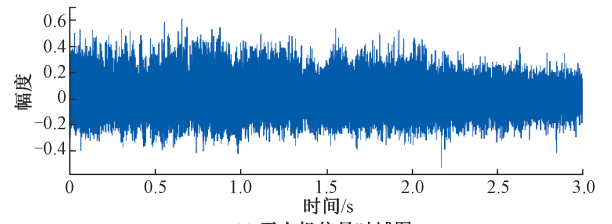
Fig. 3 Spectrum analysis of corona signal

无人机旋翼噪声可由旋转基频及其倍频成分近似描述,即主频为叶片通过频率 f_{UAV} 及其高次谐波。

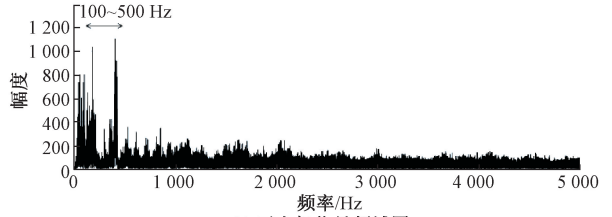
$$f_{UAV} = N_b \cdot f_{rot} = \frac{N_b \cdot n}{60} \quad (3)$$

式中: N_b 为单旋翼叶片数; n 为转速; f_{rot} 为旋翼旋转频率。以四旋翼无人机常见的两叶片螺旋桨、转速 $n = 1\,000 \sim 6\,000$ r/min 为例,主频 f_{UAV} 约为 $100 \sim 400$ Hz,并向上形成多个倍频谐波,覆盖频段可达 $1\,000$ Hz 以上,形成明显的低频带状结构。此外,由湍流激励所引起的宽带噪声集中分布于 $1 \sim 5$ kHz 范围,但强度相对较弱。

分析结果如图4所示,旋翼噪声能量在 $0 \sim 1\,000$ Hz 范围内最为集中,主导成分与旋翼及其低阶谐波强相关。在实际巡检中,该频段恰与设备声学频段形成严重混叠,不仅影响声源分离的频谱区分度,也给设备运行状态监测带来干扰挑战。



(a) 无人机信号时域图
(a) UAV signal time domain diagram



(b) 无人机信号频域图
(b) UAV signal frequency domain diagram

图4 无人机信号频谱分析

Fig. 4 Spectrum analysis of UAV signal

2 声源分离 GSN 方法研究

针对变电站无人机巡检环境的声学分离场景,提出以时频信号建模为基础 GSN 模型,旨在变电站混响与多源干扰环境中高效分离目标设备声源。模型输入原始混合音频波形 $s(t) \in \mathbf{R}^T$, 输出为估计的目标设备声源波形 $\hat{s}(t)$ 。模型结构分为编码器、分离器与门控融合、解码器 3 个阶段,采用端到端训练策略,以信号级分离精度作为优化目标,具体模型架构如图5所示。

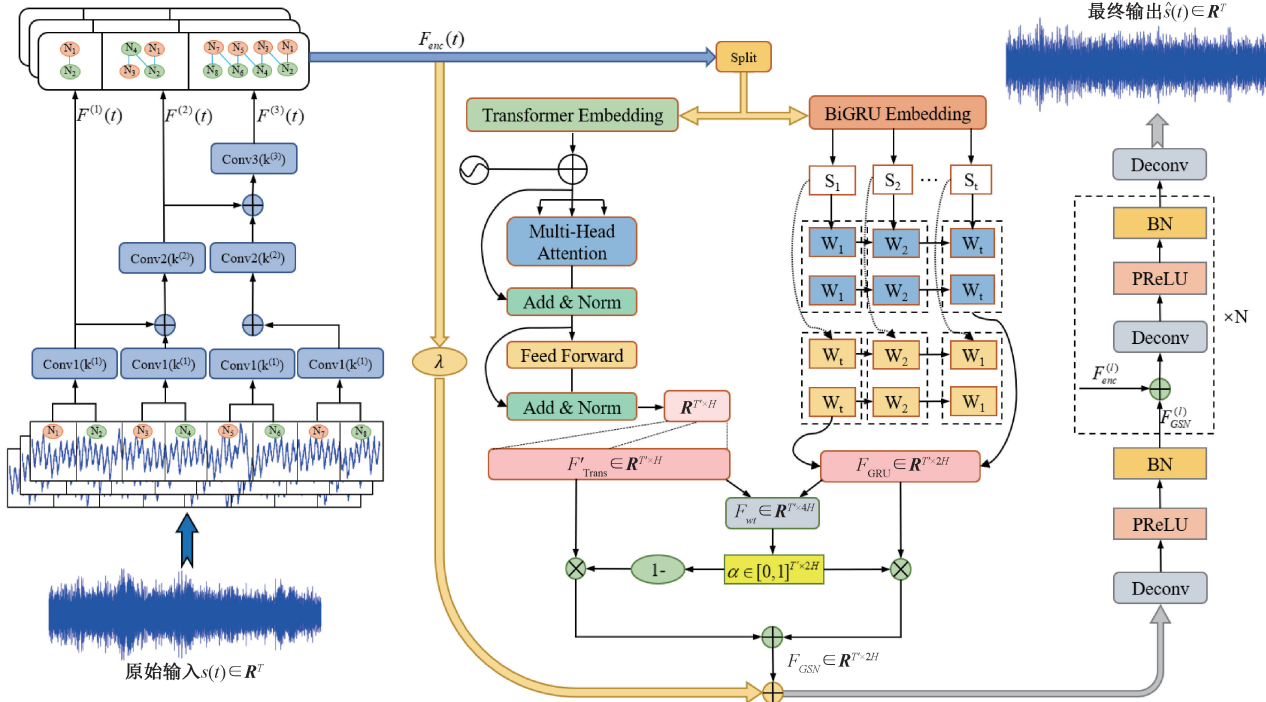


图5 GSN 模型架构

Fig. 5 GSN model architecture

2.1 多尺度卷积特征提取

原始混合信号表示为时域波形 $s(t) \in \mathbf{R}^T$, 其中 T 为信号帧长。GSN 的编码器模块旨在将该原始一维音频信号映射为高维时间-通道联合特征表示, 以便后续网络提取其时序与频率结构。为增强对不同时间尺度结构的建模能力, 编码器采用并行多尺度一维深度可分离卷积结构。

输入信号依次送入若干个卷积分支, 每个分支配置不同卷积核大小 $k^{(i)}$, 以形成不同感受野范围, 用于捕捉局部时间变化与跨帧结构特征。各分支采用深度可分离卷积结构实现空间与通道分解, 减少参数量与计算复杂度。每个路径的输出计算如式(4)所示。

$$F^{(i)}(t) = \text{ReLU}(\text{BN}(s(t) * w^{(i)} + b^{(i)})) \quad (4)$$

式中: $*$ 表示一维卷积计算; $w^{(i)}$ 、 $b^{(i)}$ 为第 i 分支的卷积核与偏置; $\text{BN}(\cdot)$ 表示为批归一化; $\text{ReLU}(\cdot)$ 为激活函数。

各分支输出特征 $F^{(i)}(t) \in \mathbf{R}^{T \times C_i}$ 在通道维度拼接, 最终形成编码器输出。

$$F_{\text{enc}}(t) = \bigoplus_{i=1}^N F^{(i)}(t) \quad (5)$$

其中, \bigoplus 表示通道维度的拼接操作, 输出张量维度为 $F_{\text{enc}}(t) \in \mathbf{R}^{T \times C}$, $C = \sum_{i=1}^N C_i$ 。

该模块通过多尺度结构实现对短时与中等时长特征的并行建模, 适用于变电站场景下同时存在低频稳态设备声与中高频扰动的复合信号环境。

2.2 双路径时序建模与特征融合

在实际无人机巡检录音中, 目标声源往往呈现出显著的时序结构特征, 不同类型设备声源具有不同的时间动态模式。例如, 变压器、电抗器等设备产生的周期性电磁声通常表现为连续、平稳的低频振动; 而电晕放电、螺旋桨气动声等干扰源则可能具有明显的不规则波动性。因此, 声源分离模型不仅需要捕捉局部帧间依赖, 还应具备对长时间结构信息的建模能力。

针对上述需求, 本文在编码器输出基础上构建了双路径分离模块, 包括一条基于双向门控循环单元 (bidirectional gated recurrent unit, Bi-GRU) 的局部建模路径, 以及一条基于 Transformer 的全局建模路径。两条路径并行运行, 以互补方式建模声学信号的不同尺度时序依赖结构。

在局部建模路径中, 编码器输出特征 $F_{\text{enc}} \in \mathbf{R}^{T \times C}$ 被输入至多层双向 GRU 网络, 通过顺序和逆序两个方向的状态传播机制, 提取当前帧与其前后邻近帧之间的依赖关系。该结构能够有效捕捉短期周期、瞬态变化、突发脉冲等局部时间特征, 最终输出特征表示为 $F_{\text{GRU}} \in \mathbf{R}^{T \times 2H}$, 其中 $2H$ 为双向隐状态拼接后的通道维度。

与之并行的全局建模路径以 Transformer 架构为基

础, 首先对编码器特征加入位置编码以保留帧间顺序信息, 随后通过多头注意力机制计算任意两帧之间的相关性, 从而提取远距离上下文结构。该路径的输出初始维度为 $\mathbf{R}^{T \times C}$, 为使其与 GRU 路径保持一致, 在融合前需通过线性变换投影至 $2H$ 通道维度, 得到统一表示 $F'_{\text{Trans}} \in \mathbf{R}^{T \times 2H}$ 。

为了实现两条路径输出特征的有效融合, 引入轻量门控机制对不同路径的重要性进行自适应加权。在融合阶段, 首先将两个路径的输出在通道维度拼接, 生成联合特征 $F_{\text{wt}} \in \mathbf{R}^{T \times 4H}$, 作为门控网络输入生成融合权重 $\alpha \in [0, 1]^{T \times 2H}$, 表示 GRU 路径在当前帧的相对权重。最终, 融合特征输出为式(6)。

$$F_{\text{GSN}} = \alpha \odot F_{\text{GRU}} + (1 - \alpha) \odot F'_{\text{Trans}} \quad (6)$$

其中, \odot 表示逐元素乘法。该门控融合机制能够根据声源信号在不同时间位置的特征分布差异, 动态分配路径贡献比例, 从而有效提升分离表示的针对性与判别力。

2.3 解码器与训练目标

在融合模块获得分离表示 $F_{\text{GSN}} \in \mathbf{R}^{T \times 2H}$ 后, 解码器模块负责将该特征映射回原始时域信号形式, 输出估计的设备声源波形 $\hat{s}(t) \in \mathbf{R}^T$ 。该过程构成从特征域到信号域的重建路径, 是模型端到端学习的最后阶段。

为实现时域还原, 解码器采用逐层一维转置卷积结构, 将融合特征沿时间轴逐步上采样。每一层反卷积的作用是恢复时间分辨率, 并通过非线性映射重构波形中的局部细节, 最终输出与原始音频长度一致的波形信号。整体映射过程可表示为式(7)。

$$\hat{s}(t) = F_{\text{GSN}} * W_{\text{deconv}} + b \quad (7)$$

式中: $*$ 表示一维转置卷积操作; W_{deconv} 与 b 分别为表示转置卷积结构参数的权重与偏置。

为增强信号还原过程中对结构细节的保持能力, 解码器内部进一步引入跳跃连接机制, 将编码器第 l 中间层的特征表示 $F_{\text{enc}}^{(l)}$ 与当前解码层的特征 $F_{\text{GSN}}^{(l)}$ 进行残差融合, 以补偿上采样过程中可能丢失的局部信息。该结构不仅改善了信号纹理细节的重建效果, 也有助于模型学习更为稳定的特征映射关系。

$$\hat{s}^{(l)} = \text{Deconv}(F_{\text{GSN}}^{(l)} + \lambda F_{\text{enc}}^{(l)}) \quad (8)$$

式中: λ 为残差调节系数, 用于控制编码器信息注入的强度。

在模型训练阶段, 为确保生成波形与真实设备声源之间具有较高的一致性与保真度, 本文选用均方误差 (mean squared error, MSE) 作为损失函数。MSE 以每一时刻的赋值差为基础, 度量信号的整体还原误差, 其定义如下:

$$\mathcal{L}_{\text{MSE}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{s}(t) - s(t))^2 \quad (9)$$

式中: $s(t)$ 为真实设备声源波形; \mathcal{L}_{MSE} 表示损失函数值。在训练过程中,模型通过最小化该损失函数,使输出信号在结构与感知质量上尽可能接近参考目标,从而提升最终的分离效果。

3 实验设计与模型训练

3.1 数据集设计

本文采用“人工混合”方式构建数据集,这是监督式声源分离领域的标准且必要的选择。其根本原因在于,模型的训练需要大量成对的“混合信号”与作为标签的“纯净目标信号”,但在真实的无人机巡检场景中,传感器采集到的信号天然即为混合态,几乎不可能在获取混合音频的同时采集到与之对应的、完全纯净的独立声源。因此,通过将真实录制的独立声源进行计算混合,是目前构建大规模、高质量标注数据集最科学有效的方法^[25-26]。

为此,本文构建了一个能充分模拟真实场景声学特性的混合数据集。数据集中的原始纯净声源来自公开发布的音频库,主要包含3类:变电站设备运行声(变压器、电抗器、电晕放电)、无人机自身噪声(3种不同型号的无人机)以及环境背景声(鸟叫、虫鸣、人声),具体来源如表1所示。

表1 原始数据集构成

Table 1 Original data set composition

声源种类	声源来源	声源数量	声源采样率
变电站设备	变压器运行	8 000	16 000
	电抗器运行	4 000	8 000
	电晕放电	2 500	16 000
无人机自噪声	大疆无人机 ^[27]	300	44 100
	Bebop 无人机 ^[28]	268	16 000
	Membo 无人机 ^[28]	268	16 000
环境背景干扰	鸟叫声	4 800	8 000
	虫鸣声 ^[29]	1 690	16 000
	人声 ^[30]	6 800	16 000

在数据预处理阶段,由于各类数据来源、收集方式不同,其时长、采样率等信息存在明显差异,预处理过程中,所有数据仅保留单一通道,片段被切分至3 s,并进行重采样至12 000 Hz,保证其包含主要频段信息,并进行统一的归一化。

构建数据集时,每条数据从变压器、电抗器、电晕3种设备声学数据,鸟叫、虫鸣、人声3种环境声学数据和3种无人机声学数据中各取一条,进行混合。为确保模型能够从合成数据成功泛化至真实场景,本文在选取多种

类型音频混合的同时,还在数据集构建时将设备数据随机设定一个-5~5 dB的信噪比范围进行混合,以模拟多样化的真实采集环境。最后将混合数据和3类单独数据进行归一化,得到一条训练数据。最终,汇总得到5 000条训练数据,500条验证数据和500条测试数据。

3.2 评价指标与对比模型

为全面评估所提出的GSN模型的声源分离性能,本文主要从3个维度进行分析。其中,尺度不变信号失真比(scale-invariant signal-to-distortion ratio, SI-SDR)用以评估分离信号时频信号保真度,信号干扰比(signal-to-interference ratio, SIR)反应模型对背景噪声的抑制能力,皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient, PCC)作为频域重建指标,用于评估分离信号与参考信号在频谱幅度分布上的一致性。

对比实验部分选取了两类典型模型:一类为电力场景下的定制方法,包括NSVDD与Mel-CNN;另一类为语音分离领域中的迁移模型,包括Conv-TasNet和MossFormer。为保证实验公平性,所有神经网络类模型均采用统一训练策略:损失函数设为MSE,优化器选用Adam,初始学习率为0.002,并在训练过程中按epoch衰减调整;batch size设为8,训练轮数为200。NSVDD则以盲源分离结果为基础,结合支持向量数据描述模型进行后续分类与异常检测。

3.3 评价指标与对比模型

为有效适应变电站多源混合声场中设备声、无人机噪声与环境干扰声的时频特性,本文提出的GSN模型在结构上采用了经典的编码器-分离器-解码器架构。其中,分离器创新性地融合了处理局部上下文的循环网络分支和处理全局依赖的Transformer分支。整体网络各模块的关键参数设置如表2所示。

表2 GSN模型参数

Table 2 GSN model paraments

模块	参数及含义	设置值
编码器	多尺度卷积滤波器数量	128
	多尺度卷积滤波器长度	16
	滤波器分支数量	3
局部分离器	BiGRU单向隐藏维度	256
	BiGRU堆叠层数	2
全局分离器	Transformer中间特征维度	128
	Transformer注意力头数	2
	Transformer编码器层数	2
融合模块	门控融合层投影维度	128

解码器结构采用与编码器对称的反卷积,将加权后的特征图还原为时域波形,实现信号的重建输出。

4 实验结果与分析

4.1 收敛性分析

为了验证 GSN 模型的重建性能和收敛特性,本文对比了 GSN 与两种迁移模型 (Conv-TasNet、MossFormer) 以及针对性模型 (Mel-CNN) 在训练过程中的性能变化,其结果如图 6 所示。作为对比的 NSVDD 方法采用传统的基于 BSS 的多阶段处理流程,其训练方式与深度学习模型的迭代优化不同,因此不包含收敛性对比。由图 6 可

知,Conv-TasNet 作为一种迁移模型,在迭代收敛过程中各项指标均表现出相对不稳定的现象,曲线波动较大且收敛速度最慢;MossFormer 作为另一种迁移模型,其曲线波动也较为明显,但收敛速度优于 Conv-TasNet;Mel-CNN 作为针对性模型,其曲线波动相对较小,显示出较好的训练稳定性,但其收敛速度相对较慢;GSN 模型在所有指标上均表现出较好的性能。其收敛最为迅速和平稳,曲线波动最小。这充分说明 GSN 模型在音频重建任务中,无论是在重建质量还是训练效率与稳定性方面,都具有明显的优势。

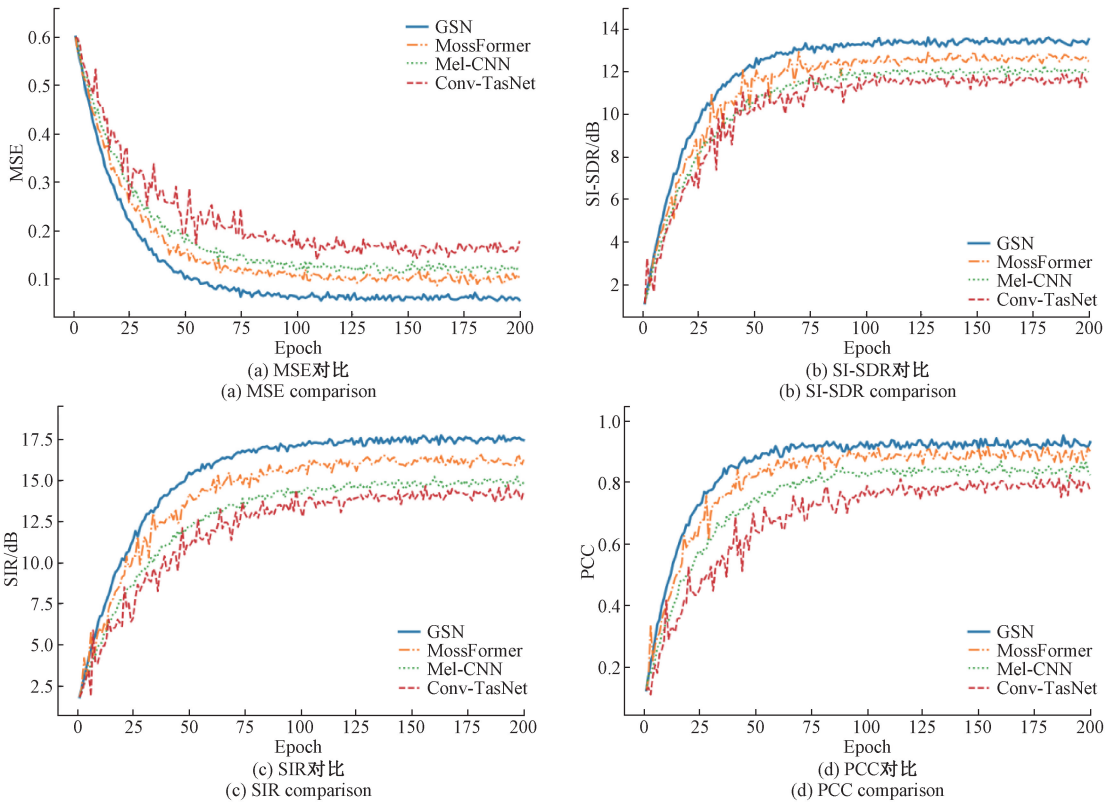


图 6 不同指标下各个模型训练结果

Fig. 6 Training results of each model under different metrics

4.2 对比性能评估

为了评估 GSN 模型的性能,在 SI-SNR、SIR 和 PCC 3 个指标下,将 GSN 与 NSVDD、Conv-Tasnet、Mel-CNN 和 MossFormer 模型进行比较,其结果如表 3 所示。

表 3 中 Origin 代表未经过任何处理的原始混杂信号,作为评估声源分离性能的基准线。从表 3 可知,Origin 的 SI-SDR 仅为 1.1 dB, SIR 为 1.8 dB, PCC 仅为 0.124,这表明在未经处理的混杂信号中,目标信号的质量较低,且受到严重干扰,与纯净信号的相关性也很弱。

对比其他声源分离模型,本文提出的 GSN 模型在 SI-SDR、SIR 和 PCC 3 项指标上均取得了最优表现。其中,

表 3 不同模型性能对比

Table 3 Performance comparison of different models

模型	SI-SNR/dB	SIR/dB	PCC
Origin	1.1	1.8	0.124
NSVDD	6.3	7.8	0.626
Conv-Tasnet	11.1	14.3	0.795
Mel-CNN	12.0	14.9	0.843
MossFormer	12.6	16.2	0.891
GSN	13.4	17.5	0.923

NSVDD 作为“先分离,后处理”的基于 BSS 的多阶段处理模型,其各项指标虽优于原始信号,但性能相较于“端到端”深度学习模型有显著差距,GSN 相较于其 SI-SNR 提高

了 7.1 dB, SIR 提高了 9.7 dB, PCC 提高了 0.297。这有力地说明, 基于传统 BSS 的分步优化的策略会导致分离阶段的误差累积, 从而限制模型的最终性能上限, 而“端到端”的 GSN 模型则能有效避免此问题。相较于 Mel-CNN 模型, 虽然两者都是电力场景定制化模型, 但 GSN 采用双路径时序建模, 保证其拥有更加精细化的特征捕获能力, 在 SI-SNR 上提高了 11.7%, SIR 上提高了 10.7%, PCC 上提高了 9.5%。相较于迁移模型 Conv-Tasnet 和 Mossformer 模型, GSN 模型引入门控机制, 能够更有效地控制层次结构中传递的信息, 在 3 个指标上分别提高了 20.7%、22.4%、16.1% 和 6.4%、8.0% 和 3.6%。充分体现了 GSN 模型在设备声音分离任务中更强的信号解耦、干扰抑制能力。

4.3 多维声学环境性能探究

进行对比性能评估后, 针对所提出的 GSN 模型和表现最好的对比模型 Mossformer, 进行复杂多维声学环境下的声源分离性能实验。在不同无人机类型和多种背景声源干扰的组合下, 采用 SI-SDR 作为评估指标, 系统性地对比了两种模型地性能, 其结果如图 7 所示。

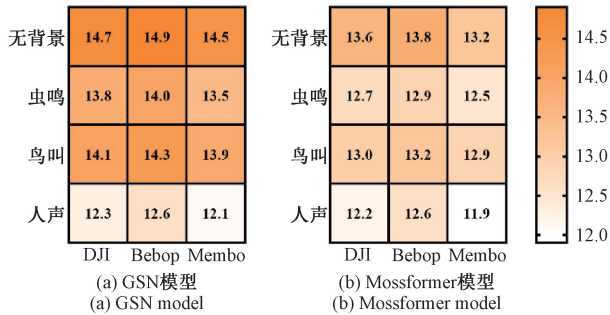


图 7 多维条件下模型性能分析

Fig. 7 Model performance analysis under multidimensional conditions

在包含背景噪音的复杂场景中, GSN 模型在处理鸟叫和虫鸣这类非语音干扰时, 展现出明显优于 MossFormer 模型的性能。在鸟叫干扰下, GSN 模型的 SI-SDR 相较 Mossformer 模型普遍提高了 6% 左右。虫鸣干扰下的 SI-SDR 基本维持在 13.8 dB 左右, 高于 MossFormer 的 13.0 dB。由于人声与设备声源的频谱上重叠较多, 其分离效果低于非语音干扰。人声干扰下, GSN 模型和 MossFormer 的性能表现接近, 均为 12.3 dB 左右, 这可能得益于 MossFormer 作为语音分离迁移模型在处理人声时的特有优势。尽管如此, GSN 模型在整体上相对 MossFormer 具有较高的性能。

鉴于现实场景中无人机声源对于实测设备数据的干扰远大于一般背景噪音, 类同于 3.1 节的实验设计, 本文进一步设计了仅包含设备和无人机声源混合的“无背景

噪音”场景, 以更纯粹地评估模型在核心任务上的性能。在此条件下, GSN 模型相较于 MossFormer 模型, 依然保持性能优势, 其在 3 类无人机声源干扰下的 SI-SDR 分别提升了 1.1、1.1 和 1.3 dB。这同时也证实了模型在无人机单声源干扰时, 性能上限得到充分展现。此外, GSN 模型对于不同无人机类型的分离性能差异微小, 这意味着在实际部署中, 该模型能够适应不同型号或不同状态的无人机, 而无需针对每种特定无人机进行额外的模型调整或优化。

为了直观的展示 GSN 模型在复杂环境场景中的分离性能, 本文选取了一段包含无人机音频、鸟叫声和变压器声源的典型混合音频片段, 并将其与 Mossformer 模型的处理结果进行对比。图 8 为两种模型的分离效果, 和混合声源以及单个设备声源的波形与频谱图。由图 8(a)、(b) 可知, 非设备声源叠加使振幅产生剧烈波动, 且与设备声源发生相互混叠, 严重掩盖了设备声源特征。

经过 GSN 模型声源分离图 8(c), 信号的整体波动趋于平缓, 非设备声源的干扰被显著抑制。同时, 设备声源在频谱上的特征被清晰的还原和凸显出来, 其边界和强度都得到了良好的保持, 对比之下, 图 8(d) 中的 Mossformer 模型分离时, 尽管也实现了声源分离, 但对非设备声源的抑制效果相对有限。波形图显示其受短暂高频的鸟叫声在波形幅值影响明显, 而且在 400 Hz 附近残留的无人机声源也未能较好的清除, 导致其分离出的设备声源纯净度略低, 这也进一步印证了 4.2、4.3 节中对比性能评估实验结果。

4.4 消融实验

为了探究不同模块对 GSN 模型的性能影响, 在三源混合数据集上进行消融实验, 结果如表 4 所示。其中 GSN-A 为使用普通卷积替换多尺度卷积特征提取层的模型, GSN-GRU、GSN-Trans 为在编码层只使用 Bi-GRU、Transformer 解码器的模型, GSN-B 为不使用门控融合只简单通道拼接的模型, GSN-ALL 则为本文最终推出的完整模型。

表 4 GSN 模型消融实验

Table 4 GSN model ablation experiment

模型	SI-SNR/dB	SIR/dB	PCC
Origin	1.1	1.8	0.124
GSN-A	11.6	14.9	0.809
GSN-GRU	11.1	14.6	0.778
GRU-Trans	10.9	14.1	0.761
GSN-B	12.1	15.8	0.875
GSN-ALL	13.4	17.5	0.923

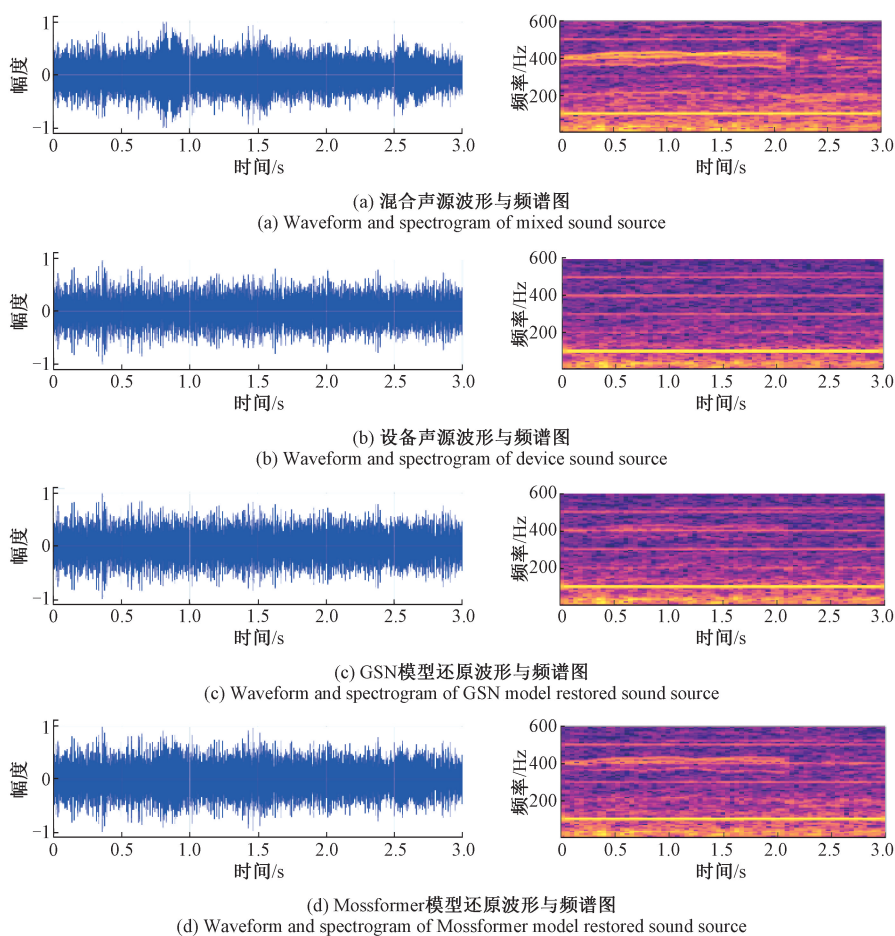


图 8 混合、设备与还原声源波形图与频谱图

Fig. 8 Mixed, device and restored sound source waveform and spectrum

使用普通卷积替换多尺度卷积特征提取层后,模型性能明显下降,SI-SDR 降低了 1.8 dB, SIR 降低了 2.6 dB, PCC 也下降了 0.114, 可见多尺度卷积能够有效捕获不同时间尺度上的丰富特征,对提升分离精度至关重要。进一步探究双路径结构的贡献,当编码层仅使用 Bi-GRU 路径而移除 Transformer 时,模型性能大幅下滑,SI-SDR、SIR 和 PCC 分别下降了 2.3、2.9 dB 和 0.145。仅使用 Transformer 路径而移除 Bi-GRU 也导致了显著的性能损失,SI-SDR、SIR 和 PCC 分别下降了 2.5、3.4 dB 和 0.162,充分证明了 GSN 双路径结构中,Bi-GRU 负责捕捉局部时序依赖,而 Transformer 则擅长建模全局长距离依赖,两者相互配合,共同构成了网络高效处理混合声源的基础。此外,当不使用门控融合而仅进行简单通道拼接时,模型的性能也有略微下降,SI-SDR、SIR 和 PCC 分别降低了 1.3、1.7 dB 和 0.048,表明门控融合机制并非简单的特征组合,其够进行自适应加权和精细整合,有效减少冗余并强化关键信息,从而显著提升网络的融合效率和最终分离效果。

5 结 论

针对变电站复杂声学环境中无人机噪声与设备声源严重重叠的问题,提出了一种创新的 GSN 模型。该模型通过结合多尺度深度可分离卷积编码器、局部-全局双路径分离器(Bi-GRU 与 Transformer),以及门控融合机制,有效捕捉并整合了声学信号在不同时序尺度上的特征与依赖关系。实验结果表明,在包含变电站设备声、无人机噪声及环境背景声的三源混合数据集上,GSN 展现出卓越的分隔性能。相较于 Conv-TasNet 和 Mel-CNN 等主流模型,GSN 在 SI-SDR、SIR、PCC 3 个指标上明显优于其余 4 个模型。消融实验进一步证实了多尺度卷积、门控融合以及双路径分离器各自对模型性能的显著贡献。GSN 不仅在信号解耦和干扰抑制方面表现出色,还在训练收敛速度与稳定性上具有明显优势。本研究为基于无人机巡检的变电站设备声学故障诊断提供了高质量的目标声信号,具有重要的工程应用价值。在未来将进一步简化

模型,部署于轻量化巡检设备中。

同时,本研究验证了在多样化合成数据集上训练的端到端模型在解决特定工业场景声学分离问题上的潜力。尽管如此,从合成数据到真实物理世界的迁移是深度学习应用中的普遍挑战。真实场景中可能存在的多普勒效应、多径混响等未被完全建模的非线性因素,可能对模型性能构成影响。因此,未来的工作将聚焦于进一步缩小这一差距,使模型能自主适应真实采集信号的数据分布。

参考文献

[1] 张建新,常东旭,邱建,等. 适应新型电力系统的安全稳定控制系统及装置设计方法[J]. 电网与清洁能源, 2023,39(12):10-19.

ZHANG J X, CHANG D X, QIU J, et al. A design method of stability control device and system adapted to new power systems[J]. Power System and Clean Energy, 2023,39(12):10-19.

[2] 张泽龙,林穿,黄奕钊. 基于改进 YOLOv7 模型的变电站异物入侵识别[J]. 国外电子测量技术, 2023,42(6):180-187.

ZHANG Z L, LIN CH, HUANG Y F. Substation foreign object identification intrusion based on improved YOLOv7 model[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023,42(6):180-187.

[3] 贾晓芬,吴雪茹,赵佰亭. 绝缘子自爆缺陷的轻量化检测网络 DE-YOLO[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(5):28-35.

JIA X F, WU X R, ZHAO B T. Lightweight detection network for insulator self-detonation defect DE-YOLO[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(5):28-35.

[4] 段梵,李先允,单光瑞,等. 基于融合特征和残差神经网络的 10 kV 高压断路器机械故障声纹识别方法[J]. 高压电器, 2025,61(3):205-213.

DUAN F, LI X Y, SHAN G R, et al. Voiceprint recognition method for mechanical faults of 10 kV circuit breaker based on fusion feature residual neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2025,61(3):205-213.

[5] 徐哲壮,黄平,陈丹,等. 融合机器视觉与邻近度估计的相似工业设备识别策略研究[J]. 仪器仪表学报, 2023,44(1):283-290.

XU ZH ZH, HUANG P, CHEN D, et al. Research on similar industrial devices recognition strategy based on machine vision and proximity estimation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(1):283-290.

[6] 焦嵩鸣,首云锋,白健鹏,等. 变电站巡检无人机分层

运动规划方法研究[J]. 系统仿真学报,2023,35(9):1975-1984.

JIAO S M, SHOU Y F, BAI J P, et al. Research on hierarchical motion planning method for UAV substation inspection[J]. Journal of System Simulation, 2023,35(9):1975-1984.

[7] 陈博帆,潘可达,陈静川,等. 面向电力巡检场景的无人机任务分配与路径规划方法[J]. 南方电网技术, 2026,20(2):137-145.

CHEN B F, PAN K D, CHEN J CH, et al. Multi-UAV task assignment and path planning method for power inspection scenarios[J]. Southern Power System Technology, 2026,20(2):137-145.

[8] 周静雷,丁萃,崔琳. VMD 多尺度熵和 GWO-SVM 在扬声器异常声分类中的应用[J]. 电子测量技术, 2022,45(8):41-47.

ZHOU J L, DING F, CUI L. Application of VMD-MSE and support vector machine in the loudspeaker rub & buzz automatic classification[J]. Electronic Measurement Technology, 2022,45(8):41-47.

[9] 周东旭,王丰华,党晓婧,等. 基于稀疏表示理论的特高压交流变压器声信号盲分离研究[J]. 电网技术, 2020,44(8):3139-3148.

ZHOU D X, WANG F H, DANG X J, et al. Blind separation of UHV power transformer acoustic signal preprocessing based on sparse representation theory[J]. Power System Technology, 2020,44(8):3139-3148.

[10] 胡赵宇,李喆,蒙国勇,等. 基于 Conv-TasNet 的变压器音频降噪识别网络[J]. 电气自动化, 2024,46(6):82-85.

HU ZH Y, LI ZH, MENG G Y, et al. Transformer audio noise reduction recognition network based on Conv-TasNet[J]. Electrical Automation, 2024,46(6):82-85.

[11] CUSSEN K, GARRUCCIO S, KENNEDY J. UAV noise emission—A combined experimental and numerical assessment[J]. Acoustics 2022, 4, 297-312.

[12] 王果,李宝鹏,闵永智,等. 基于声阵列与 SHO-VMD-FastICA 的 750 kV 电抗器声纹分离方法研究及应用[J]. 高电压技术, 2025,51(9):4588-4598.

WANG G, LI B P, MIN Y ZH, et al. Research and application of acoustic sensor array and SHO-VMD-FastICA based voiceprint separation method for 750 kV reactor[J]. High Voltage Engineering, 2025,51(9):4588-4598.

[13] 王川川,汪亚,朱宁,等. 基于构建虚拟多通道的欠定盲源分离方法研究[J]. 兵工自动化, 2023,42(4):

- 60-65.
WANG CH CH, WANG Y, ZHU N, et al. Research on underdetermined blind source separation based on constructing virtual multi-channel[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2023,42(4):60-65.
- [14] CHEN W, LIU Y, GAO Y, et al. Intelligent substation noise monitoring system: Design, implementation and evaluation[J]. *Energies*. 2024; 17(13):3083.
- [15] 陈文琛. 变电站噪声智能监测系统设计与实现[D]. 武汉:华中科技大学,2024.
CHEN W CH. Design and implementation of substation noise intelligent monitoring system [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2024.
- [16] WANG G, WANG Y, MIN Y, et al. Blind source separation of transformer acoustic signal based on sparse component analysis[J]. *Energies*, 2022, 15(16): 6017.
- [17] 张重远,罗世豪,岳浩天,等. 基于 Mel 时频谱-卷积神经网络的变压器铁芯声纹模式识别方法[J]. *高电压技术*,2020,46(2):413-423.
ZHANG CH Y, LUO SH H, YUE H T, et al. Pattern recognition of acoustic signals of transformer core based on Mel-spectrum and CNN [J]. *High Voltage Engineering*, 2020,46(2):413-423.
- [18] 孙玉伟,罗林根,陈敬德,等. 含噪背景下基于盲源分离与 NSVDD 的断路器机械故障诊断方法[J]. *高电压技术*,2022,48(3):1104-1113.
SUN Y W, LUO L G, CHEN J D, et al. Mechanical fault diagnosis method of circuit breaker based on blind source separation and SVDD under noisy background[J]. *High Voltage Engineering*, 2022,48(3):1104-1113.
- [19] 邵宇鹰,王泉,彭鹏,等. 基于波束形成算法的干式变压器异响定位装置研制及应用[J]. *高压电器*,2022, 58(5):187-194.
SHAO Y Y, WANG X, PENG P, et al. Development and application of abnormal-sound-locating device for dry-type transformer based on beam forming algorithm[J]. *High Voltage Apparatus*, 2022,58(5):187-194.
- [20] 李昇,鱼小兵,万昊,等. 电力变压器电磁噪声的特性分析与降噪措施研究[J]. *电力设备管理*,2024,(24): 2-5.
LI SH, YU X B, WAN H, et al. Characteristic analysis of electromagnetic noise of power transformer and research on noise reduction measures [J]. *Electric Power Equipment Management*, 2024,(24):2-5.
- [21] 陈硕,田杰,梁兆杰,等. 干式空心电抗器噪声测量的干扰研究[J]. *高压电器*,2023,59(2):147-152.
CHEN SH, TIAN J, LIANG ZH J, et al. Study on interference of noise measurement of dry-type air-core reactor [J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(2): 147-152.
- [22] 黄明祥,郭志彬,潘立志,等. 实验室内交流导线电晕噪声的频谱特性研究[J]. *中国电力*,2021,54(5): 111-120.
HUANG M X, GUO ZH B, PAN L ZH, et al. Analysis of spectrum characteristics of audible noise generated by ac corona discharge[J]. *Electric Power*, 2021,54(5): 111-120.
- [23] 马春艺,张君,鲍明,等. 声场空频特征非参数融合无人机声学探测[J]. *信号处理*, 2019, 35(9): 1590-1598.
MA CH Y, ZHANG J, BAO M, et al. UAV acoustic detection based on non-parametric fusion of spatial-frequency characteristics of sound field[J]. *Journal of Signal Processing*, 2019,35(9):1590-1598.
- [24] 闫清东,王东升,高普,等. 无人机系列化旋翼气动噪声特性对比研究[J]. *北京理工大学学报*,2024, 44(5):468-475.
YAN Q D, WANG D SH, GAO P, et al. Comparative study on aerodynamic noise characteristics of unmanned aerial vehicle series rotors[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2024,44(5):468-475.
- [25] 张璐瑶. 开放环境多通道语音增强技术研究[D]. 北京:北京交通大学,2024.
ZHANG L Y. Research on multichannel speech enhancement in open environment[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2024.
- [26] SENANAYAKA A, LEE P, LEE N, et al. Enhancing the accuracy of machinery fault diagnosis through fault source isolation of complex mixture of industrial sound signals [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 133(11): 5627-5642.
- [27] SVANSTRÖM F, ENGLUND C, ALONSO-FERNANDEZ F. Real-time drone detection and tracking with visible, thermal and acoustic sensors [C]. 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2021: 7265-7272.
- [28] 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). IEEE, 2019: 459-464.
- [29] BRANDING J, VON HÖRSTEN D, BÖCKMANN E, et al. InsectSound1000 an insect sound dataset for deep

learning based acoustic insect recognition [J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 475.

- [30] BU H, DU J, NA X, et al. Aishell-1: An open-source mandarin speech corpus and a speech recognition baseline [C]. 2017 20th Conference of The Oriental Chapter of The International Coordinating Committee on Speech Databases and Speech I/O Systems and Assessment (O-COCOSDA). IEEE, 2017: 1-5.

作者简介



陈睿霖, 2020 年于武汉大学获得学士学位, 现为西安交通大学博士研究生, 主要研究方向为电力设备声学处理与声学检测。

E-mail: ruilinchen@stu.xjtu.edu.cn

Chen Ruilin received his B. Sc. degree from Wuhan University in 2020. Now he is a Ph. D. candidate at Xi'an Jiaotong University. His main research interests include acoustic treatment and acoustic detection of power equipment.



曹晖 (通信作者), 2009 年于西安交通大学学院获得博士学位, 现为西安交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信号处理与知识表示。

E-mail: huicao@xjtu.edu.cn

Cao Hui (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2009. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Xi'an Jiaotong University. His main research interests include signal processing technology and knowledge representation.



郑晓东, 2020 年于南加州大学学院获得硕士学位, 现为西安交通大学博士研究生, 主要研究方向为深度强化学习与大模型技术在电力系统中应用。

E-mail: zxd_xjtu@stu.xjtu.edu.cn

Zheng Xiaodong received his M. Sc. degree from University of Southern California in 2020. Now he is a Ph. D. candidate at Xi'an Jiaotong University. His main research interests include deep reinforcement learning and large model technology are applied in power systems.



闫大鹏, 2021 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安交通大学副教授, 主要研究方向为智能决策与信号处理。

E-mail: dapengyan@xjtu.edu.cn

Yan Dapeng received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2021. Now he is an associate professor in Xi'an Jiaotong University. His main research interests include intelligent decision-making and signal processing technology.



薛霜思, 2024 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安交通大学助理教授, 主要研究方向为复杂系统的人机协同控制理论与应用。

E-mail: xssxjtu@xjtu.edu.cn

Xue Shuangsi received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2024. Now he is an assistant professor in Xi'an Jiaotong University. His main research interests include human-machine shared control theory and its application.



曲凯, 2024 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安交通大学助理教授。研究方向包括复杂时间序列分析、电力数据挖掘和深度学习模型优化设计。

E-mail: qk.work@xjtu.edu.cn

Qu Kai received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2024. Now he is an assistant professor in Xi'an Jiaotong University. His main research interests include complex time series analysis, power data mining, and optimization design of deep learning models.



汲胜昌, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安交通大学教授, 主要研究方向为电力设备在线监测及故障诊断、振动噪声机理及抑制。

E-mail: jsc@xjtu.edu.cn

Ji Shengchang received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now he is a professor at Xi'an Jiaotong University. His main research interests include online monitoring and fault diagnosis of power equipment, as well as the mechanism and suppression of vibration and noise.