

文章编号: 1671-251X(2024)11-0062-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.204090054

# 矿用 5G 通信信号传输的干扰监测技术

张立亚<sup>1, 2, 3, 4</sup>, 马征<sup>1, 2, 3, 4</sup>, 郝博南<sup>1, 2, 3, 4</sup>, 李标<sup>1, 2, 3, 4</sup>

(1. 煤炭科学技术研究院有限公司, 北京 100013; 2. 煤炭智能开采与岩层控制全国重点实验室, 北京 100013; 3. 煤炭行业煤矿应急救援及矿井通信工程研究中心, 北京 100013; 4. 北京市煤矿安全工程技术研究中心, 北京 100013)

**摘要:** 相比现有的干扰抑制技术(自适应滤波技术、自适应干扰对消技术), 盲源分离技术能够分离混合在一起的多个信号, 计算复杂度低, 鲁棒性强。但盲源分离技术难以全面覆盖井下复杂多变的干扰源, 同时缺乏对处理后信号成分的自动分析与评估机制, 不仅限制了通信效率的提升, 还可能因干扰残留而引发安全隐患。针对上述问题, 提出了一种基于神经网络的矿用 5G 通信信号传输干扰监测抑制方法。通过分析井下主运输大巷、综采工作面和变电所等区域的干扰源特点, 指出毛刺干扰及串扰信号的抑制和处理是 5G 抗干扰问题的关键。采用盲源分离技术初步分离矿用 5G 通信信号中的干扰成分, 利用神经网络对分离后的信号进行特征提取及深度分析, 精准识别并量化其中残留的干扰信号, 一旦监测到干扰信号超出预设阈值, 将自动触发新一轮的干扰抑制流程, 形成迭代优化的闭环控制。实验结果表明: ① 在 100 MHz 全带宽发送的环境中, 使用矿用 5G 通信信号干扰监测抑制方法能够对毛刺干扰与串扰信号实现 13 dB 的干扰抑制增益, 比使用盲源分离干扰抑制方法效果提升了约 117% 及 86%。② 矿用 5G 通信信号干扰监测抑制方法较盲源分离等传统干扰抑制技术, 信噪比平均提升了 15.56%, 误码率平均降低了 21.88%, 能够显著提升信号质量。

**关键词:** 矿用 5G; 矿用通信; 干扰抑制; 干扰监测; 盲源分离; 神经网络; 毛刺干扰; 串扰信号; Transformer

中图分类号: TD655

文献标志码: A

Interference monitoring technology for mine-used 5G communication signal transmission

ZHANG Liya<sup>1,2,3,4</sup>, MA Zheng<sup>1,2,3,4</sup>, HAO Bonan<sup>1,2,3,4</sup>, LI Biao<sup>1,2,3,4</sup>

(1. CCTEG China Coal Research Institute, Beijing 100013, China; 2. State Key Laboratory of Intelligent Coal Mining and Strata Control, Beijing 100013, China; 3. Coal Industry Mine Emergency Rescue and Mine Communication Engineering Research Center, Beijing 100013, China; 4. Beijing Engineering and Research Center of Mine Safe, Beijing 100013, China)

**Abstract:** Compared to conventional interference suppression techniques, such as adaptive filtering and adaptive interference cancellation, blind source separation (BSS) offers the advantage of separating multiple mixed signals with lower computational complexity and higher robustness. However, BSS has limitations in addressing the complex and dynamic interference sources found in underground mining environments. It also lacks automated mechanisms for analyzing and evaluating processed signal components, which not only hampers communication efficiency but may also lead to safety risks due to residual interference. To overcome these challenges, this study proposed a neural network-based interference monitoring and suppression method tailored

收稿日期: 2024-09-14; 修回日期: 2024-11-23; 责任编辑: 王晖; 郑海霞。

基金项目: 工业和信息化部 2024 年工业互联网创新发展工程-工业 5G 轻量化融合终端项目(TC240AAKM-132); 天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项项目(2024-TD-ZD015-01, 2024-TD-ZD015-03)。

作者简介: 张立亚(1985—), 男, 河北定州人, 研究员, 博士, 主要从事矿井通信技术与智能矿山技术方面的研究工作, E-mail: zhangliya@ccrise.cn。

引用格式: 张立亚, 马征, 郝博南, 等. 矿用 5G 通信信号传输的干扰监测技术[J]. 工矿自动化, 2024, 50(11): 62-69.

ZHANG Liya, MA Zheng, HAO Bonan, et al. Interference monitoring technology for mine-used 5G communication signal transmission[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(11): 62-69.



扫码移动阅读

for mine-used 5G communication signal transmission. By analyzing the characteristics of interference sources in key areas such as main haulage roadways, fully mechanized mining faces, and substations, the study identified the suppression and mitigation of spike interference and crosstalk signals as critical for 5G anti-interference performance. The proposed method initially employed BSS for the preliminary separation of interference components in mine-used 5G communication signals. It then leveraged a neural network for feature extraction and deep analysis of the separated signals, enabling precise identification and quantification of residual interference. If the monitored interference signal exceeded a preset threshold, the system automatically triggered a new round of suppression, forming an iterative and optimized closed-loop control process. Experimental results revealed that: In a 100 MHz full-bandwidth transmission environment, the proposed method achieved a suppression gain of 13 dB for both spike interference and crosstalk signals, showing improvements of approximately 117% and 86%, respectively, over BSS-based interference suppression alone. Compared to traditional techniques, such as BSS, the proposed method enhanced the signal-to-noise ratio (SNR) by an average of 15.56% and reduced the bit error rate (BER) by an average of 21.88%, which could significantly improve signal quality.

**Key words:** mine-used 5G; mining communication; interference suppression; interference monitoring; blind source separation; neural network; spike interference; crosstalk signals; Transformer

## 0 引言

随着矿山智能化的发展,国内主要矿井已经实现了矿用5G通信系统的部署和应用,并利用大带宽、低时延、广连接的通信网络开展了矿山无人驾驶、智能视频、无人化生产面、井下工业控制和机器人智能巡检等应用的探索性研究,助力矿山智能化转型<sup>[1-5]</sup>。

井下空间局促,大型机电设备密布,这些因素交互作用,对5G信号造成多源、多维度干扰,现有的干扰抑制技术包括自适应滤波技术<sup>[6]</sup>、自适应干扰对消技术<sup>[7-8]</sup>。自适应滤波技术通过自适应地调整滤波器系数,消除信号中的噪声或干扰,但该技术计算复杂度高,容易消耗过多计算资源。自适应干扰对消技术通过从接收信号中减去在接收端产生干扰信号的估计,进行信号干扰抑制,但是对干扰信号的估计准确性要求高,如果干扰信号估计不准确,易导致残留干扰。

相比现有干扰抑制技术,盲源分离技术<sup>[9-12]</sup>能够分离混合在一起的多个信号,计算复杂度低,鲁棒性强,但难以全面覆盖井下复杂多变的干扰源,导致信号过滤不彻底,残留干扰依旧影响通信质量,同时,缺乏对处理后信号成分的自动分析与评估机制,即便经过干扰抑制处理,系统也无法实时、准确地判断信号质量是否达到最优状态,是否存在未被有效识别的干扰成分。这种“盲处理”状态不仅限制了通信效率的提升,还可能因干扰残留而引发安全隐患。

针对上述问题,本文提出了一种基于神经网络的干扰监测抑制方法。该方法通过盲源分离技术初

步分离出信号中的干扰成分,并利用神经网络的强大学习能力,对分离后的信号进行深度分析,自动识别并抑制残余干扰。同时,神经网络对处理后的信号质量进行实时监测与评估,确保通信信号始终处于最佳状态。

## 1 矿用5G通信干扰监测抑制方法

### 1.1 干扰源分析

矿山井下巷道和生产作业面为5G无线覆盖的主要区域,本文针对主运输大巷、综采工作面和变电所中5G通信系统信号的干扰源进行分析<sup>[13-14]</sup>。

主运输大巷存在矿用电缆车、高压变频器、电源箱等大功率电气设备及带式输送机等煤矿运输系统,井下巷道模型如图1所示。上述设备在启停瞬间会产生较大的电流变化,在周围环境中产生瞬变电磁场,并将电磁能量辐射到周边环境中,造成矿用5G通信信号中干扰信号比重较大,导致传输速率降低,甚至造成数据传输中断,严重影响矿用5G通信系统性能。

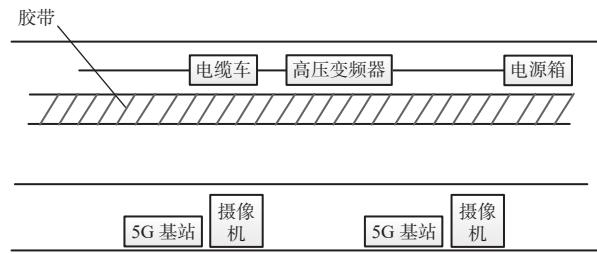


图1 井下巷道模型

Fig. 1 Underground roadway model

综采工作面部署了移变列车、刮板输送机、采煤机和液压支架等大型机械设备,如图2所示。矿用

5G 通信信号在传播过程中会被这些设备遮挡,引发信号反射、散射、相位失配和波形失真等问题,导致矿用 5G 通信信号快速衰减,加大信号传输损耗,降低传输可靠性。相位失配和波形失真还会增加矿用 5G 通信设备接收机解码难度,对矿用 5G 通信系统的稳定运行产生不利影响。

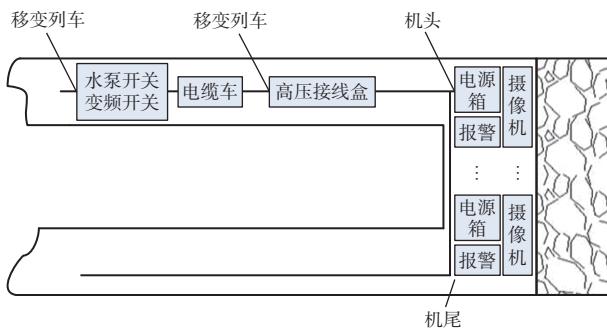


图 2 综采工作面设备

Fig. 2 Fully mechanized mining face equipment

井下变电所中存在电源箱、继电器和高压配电箱等设备,这些设备工作过程中也会产生对矿用 5G 通信信号传输的干扰。例如,高压配电箱运行期间形成的耦合电路可产生感应电动势,对矿用 5G 通信信号产生电磁干扰,导致矿用 5G 通信信号强度快速衰减、波形失真及相位失配,造成矿用 5G 通信信号传输的可靠性下降。电源箱和继电器在开停瞬间产生的瞬变电流会导致电磁场扰动,对矿用 5G 通信信号的传输造成干扰,导致接收质量下降。在大功率设备开关瞬间,瞬态电流和电磁场的变化较大,会引起矿用 5G 通信信号的丢失、歪曲和显著衰减,影响信号解码和解析的正确性。

井下主运输大巷的大功率电气设备、综采工作面的大型机电设备及变电所的高压电气设备启停与运行产生的瞬变电磁场,会对矿用 5G 信号形成干扰。一方面,高压电气设备和大型机电设备启停与运行产生的瞬变电磁场会对矿用 5G 通信传输信号造成毛刺形式的干扰,毛刺信号表现为突发、高幅值、随机性尖峰或脉冲,造成频谱上的宽带干扰和尖峰,导致频率选择性衰落和频谱泄漏,从而影响矿用 5G 通信信号的传输和接收质量。另一方面,井下环境已有的其他通信设备线路与矿用 5G 通信设备线路距离较近时,也会对矿用 5G 通信信号产生干扰,此类干扰主要体现为串扰信号,串扰信号会引入额外的频率成分,干扰通信信号的频谱纯度,影响通信信号的幅度、频率和相位,接收端可能会错误地解释信号,使误码率上升,导致信号失真,影响信息传输的准确性。因此对毛刺干扰及串扰信号的抑制和处理是 5G 抗干扰问题的重中之重。

## 1.2 矿用 5G 通信信号传输干扰抑制的盲源分离方法

盲源分离是在既不知道源信号的分布,也不知道源信号混合模型的情况下,利用源信号的混合信号来恢复或提取独立源信号的技术。矿用 5G 通信信号传输干扰抑制的盲源分离方法原理如图 3 所示。

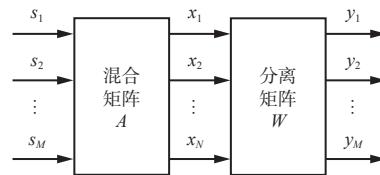


图 3 盲源分离原理

Fig. 3 Principle of blind source separation

从图 3 可看出,矿用 5G 通信信号传输过程中,会混合并下环境中的干扰信号,因此,矿用 5G 设备每个接收通道的观测信号包含了 1 个矿用 5G 通信系统传输的有用信号及来自不同干扰源的  $M-1$  个干扰信号,即矿用 5G 设备每个接收通道的观测信号由  $M$  个独立源信号  $s_j(j=1, 2, \dots, M)$  混合而成。矿用 5G 设备为多通道接收,若将接收(观测)通道数记为  $N$ ,则矿用 5G 设备可以接收到  $N$  个观测信号  $x_i(i=1, 2, \dots, N)$ 。因此,每个观测信号是  $M$  个源信号的线性集合,即  $\mathbf{x} = \mathbf{As}$ ,其中  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$  和  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_M]$  分别为观测信号向量和独立源信号向量,  $A$  为  $N \times M$  的混合矩阵。因此,矿用 5G 通信信号传输干扰抑制的盲源分离运算,就是通过求解  $A$  的逆矩阵,从观测信号  $\mathbf{x}$  中恢复出源信号  $\mathbf{y}$ 。

## 2 矿用 5G 通信干扰监测方法

### 2.1 方法的提出

矿用 5G 通信有用信号和干扰信号的混合信号在每次信号收发过程中会随着井下环境中干扰条件的变化而变化,导致观测信号  $\mathbf{x}$  的组成也会改变。因此,需要通过残余干扰的强度监测,确定盲源分离矩阵是否能够有效分离出矿用 5G 通信有用信号和干扰信号。矿用 5G 通信信号干扰监测流程如图 4 所示,通过神经网络提取矿用 5G 通信信号传输干扰抑制盲源分离处理后的源信号  $\mathbf{y}$  的干扰特征,通过特征判断是否为干扰信号,得到分类结果,实现对矿用 5G 有用信号和干扰信号的分类识别,完成对信号传输干扰抑制方法的干扰监测。

### 2.2 基于神经网络的干扰监测算法

#### 2.2.1 矿用 5G 信号特征提取

施加在矿用 5G 通信有用信号上的干扰信号难以精确描述,而卷积神经网络可以通过输入和输出

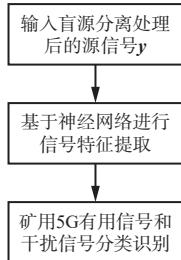


图4 矿用5G通信信号传输干扰抑制方法的干扰监测处理流程  
Fig. 4 Interference monitoring processing workflow of interference suppression method for mine-used 5G communication signals

之间已知的数值关系(不需要精确数学表达式),学习并确定输入和输出之间的映射关系。因此,采用扩展的卷积神经网络(深度复杂网络)<sup>[15-17]</sup>提取盲源分离后矿用5G通信有用信号和干扰信号的特征,以确保干扰信号特征提取的准确性。

神经网络由转换层、卷积层、批量归一化层、激活函数及全连接层构成。输入层为盲源分离后得出的源信号 $y$ ,输出为源信号 $y$ 中有用信号的特征及干扰信号的特征。通过神经网络处理,得到表征矿用5G通信有用信号和干扰信号特征的全局信息矩阵 $O$ ,用于确定干扰信号的权重。矿用5G通信信号干扰监测的神经网络处理流程如图5所示。

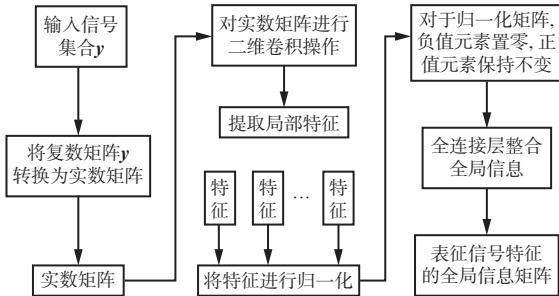


图5 矿用5G通信信号干扰监测的神经网络处理流程  
Fig. 5 Neural network-based interference monitoring processing workflow for mine-used 5G communication signals

1) 转换层。由于源信号 $y$ 是 $1 \times M$ 的复数矩阵,其中每个元素均为复数,包含了信号的幅度与相位信息,而卷积神经网络仅面向实数数据,为了有效利用卷积神经网络在处理信号数据时的强大能力,本文采取了一种特征工程策略,即将 $y$ 中所有元素的实部和虚部作为2个独立的、物理上可区分的特征通道,从而使 $y$ 转换为适合卷积神经网络处理的实数矩阵 $y_{\text{real}}$ ,大小为 $2 \times M$ ,可表示为

$$y_{\text{real}} = [\mathbf{R}(y) \quad \mathbf{I}(y)] \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{R}(y)$ 为 $y$ 的虚部构成的矩阵;  $\mathbf{I}(y)$ 为 $y$ 的实部构成的矩阵。

2) 卷积层。由于实数矩阵 $y_{\text{real}}$ 是一个二维矩阵,使用二维卷积操作来提取实数矩阵 $y_{\text{real}}$ 中的局部特

征,卷积层的操作可表示为

$$\mathbf{Z} = \mathbf{E} \otimes \mathbf{y}_{\text{real}} + b\mathbf{I} \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{Z}$ 为卷积层的输出;  $\mathbf{E}$ 为卷积核的权重矩阵;  $b$ 为偏置项;  $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

$\mathbf{E}$ 为 $2 \times 2$ 的4个可学习参数,参数初始值为0~1的随机数,在模型训练过程中对 $\mathbf{E}$ 不断更新和优化。权重矩阵 $\mathbf{E}$ 会在实数矩阵 $\mathbf{y}_{\text{real}}$ 上进行卷积操作,从而提取出局部特征。

3) 并行特征提取。为了更精确地提取信号的特征,在进行二维卷积操作后,使用Transformer网络的自注意力机制对信号进行进一步特征提取,由于Transformer网络并行运算的特点,所以使用Transformer进行并行特征提取以节约计算时间。Transformer网络的自注意力机制结果如图6所示。

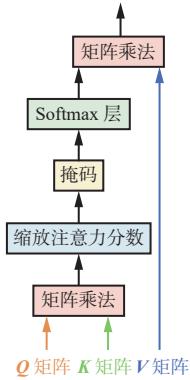


图6 自注意力机制结构

Fig. 6 Self-attention mechanism structure

自注意力机制中有3个矩阵,分别为 $\mathbf{Q}$ (Query,提问)矩阵、 $\mathbf{K}$ (Key,键)矩阵及对应的 $\mathbf{V}$ (Value,值)矩阵。首先计算 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{K}$ 的点积,为了防止点积结果过大,将结果除以 $d_K$ ( $d_K$ 为 $\mathbf{K}$ 的维度),然后利用Softmax将结果归一化为概率分布,再乘以 $\mathbf{V}$ 可得权重求和的表示。

$$A = \text{Softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_K}}\right)\mathbf{V} \quad (3)$$

通过一个具有非线性激活函数修正线性单元(Rectified Linear Unit, ReLU)<sup>[18-19]</sup>的嵌入函数 $\varphi(\cdot)$ 的编码器优化特征,将卷积层输出的特征进行融合,得到融合后的矩阵:

$$\mathbf{Z}' = U((\varphi(A); C_\alpha), (\varphi(\mathbf{Z}); C_\beta)) \quad (4)$$

式中:  $U$ 为编码器;  $C_\alpha$ 和 $C_\beta$ 为2个初始值为0~1的随机平均数,随着模型不断迭代训练调整直到模型性能达到最优。

4) 批量归一化层。在每次特征提取之后加入批量归一化层,以加速训练过程,提升模型的泛化能力。批次大小为输入源信号 $y$ 的列维度,通过对卷积

层的输出  $\mathbf{Z}'$  进行归一化, 得到归一化后的矩阵:

$$\mathbf{Z}_{\text{bn}} = \gamma \left( \frac{\mathbf{Z}' - \xi_{\text{B}}}{\sqrt{\sigma_{\text{B}}^2 + \rho}} \right) + \beta \quad (5)$$

式中:  $\gamma$  和  $\beta$  分别为可学习的缩放和平移参数;  $\xi_{\text{B}}$  和  $\sigma_{\text{B}}^2$  分别为实数矩阵  $\mathbf{y}_{\text{real}}$  的均值和方差;  $\rho$  为一个极小值常数, 用于保持数值稳定。

5) 激活函数。应用 ReLU 将归一化后的矩阵  $\mathbf{Z}_{\text{bn}}$  每一个负值元素置零, 正值元素保持不变, 提升模型学习稀疏特征, 激活函数 ReLU 的定义为

$$\text{ReLU}(\mathbf{Z}_{\text{bn}}) = \max_{0 \leq l \leq 1, 0 \leq m \leq M-1} (0, z_{\text{bn}}(l, m)) \quad (6)$$

式中  $z_{\text{bn}}(l, m)$  为矩阵  $\mathbf{Z}_{\text{bn}}$  的第  $l$  行第  $m$  列的值。

6) 全连接层。在卷积层和批量归一化层之后, 使用全连接层来整合全局信息, 得到整合后的矩阵:

$$\mathbf{O} = \mathbf{F}_w L(\mathbf{Z}_{\text{bn}}) + b \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{F}_w$  为全连接层的权重矩阵;  $L(\mathbf{Z}_{\text{bn}})$  为将批量归一化层的输出展平为一维向量。

$\mathbf{F}_w$  中的元素和  $b$  初始值均为  $0 \sim 1$  的随机数, 在模型训练过程中对其不断更新和优化。

采用神经网络进行特征提取后, 输出矩阵  $\mathbf{O}$  表征了矿用 5G 有用信号和干扰信号特征的全局信息矩阵, 为确定干扰信号权重提供分类识别的基础。

## 2.2.2 矿用 5G 信号分类识别

采用 Softmax 函数对神经网络输出矩阵  $\mathbf{O}$  进行分类输出。通过对矩阵  $\mathbf{O}$  中的每个元素进行指数运算并除以所有元素指数运算结果之和, 确保输出值在  $0 \sim 1$  之间且总和为 1, 明确了矿用 5G 通信有用信号和干扰信号之间的相对概率, 计算出有用信号和干扰信号的权重, 得到干扰信号在源信号  $\mathbf{y}$  中的比重, 为评估干扰抑制效果提供直观的依据。根据设定的干扰判断阈值, 判断盲源分离后对于干扰信号的抑制效果是否符合预期。在残余干扰信号高于阈值时, 采用盲源分离方法对残余干扰信号进一步清除, 如残余干扰信号未高于阈值, 则本次干扰监测流程结束。

对于矿用 5G 主要通信场景的不同干扰情况, 需要配置不同的监测阈值, 避免出现判断阈值低, 导致频繁更新迭代, 造成反馈环路震荡, 对于矿用 5G 信号, 采用 Softmax 函数获得分类识别后的矿用 5G 有用信号和干扰信号的比重后, 残余干扰的比重应满足矿用 5G 有用信号与残余干扰信号的相比结果不低于  $15 \text{ dB}$ 。

## 3 实验验证

### 3.1 实验环境

在矿区进行 5G 信号组网设备的部署, 实现井下

主要场所的 5G 信号覆盖, 为实验验证提供数据基础。在矿区地面部署 1 套 5G 专网核心网、核心交换机等设备, 井下部署 4 台基站控制器, 24 套 5G 基站及射频天线, 30 部智能终端。

选用的 5G 通信制式为 NR, 基站频段为  $3500 \text{ MHz}$ , 频带宽度为  $100 \text{ MHz}$ , 调制方式为 64QAM, 测试使用 KXH12(5G) 矿用本安型无线信号分析仪进行干扰信号的评估, 选用的天线为定向天线, 增益为  $8 \text{ dBi}$ , 水平面波瓣宽度为  $65^\circ$ , 垂直面波瓣宽度为  $60^\circ$ 。井下部署场所主要包括综采面、变电所、水泵房、避难硐室等。在不同的干扰模型条件下, 采集多路射频天线的输出端空间的信号<sup>[20-22]</sup>。实验测试部署如图 7 所示。



图 7 实验测试部署

Fig. 7 Experimental setup

为了定量评估本文方法进行干扰监测的效果, 从实际井下通信环境中采集包含不同水平和类型干扰的上百段信号样本, 作为本文的自建数据集。自建数据集由 920 段井下信号样本组成, 包含综采工作面、井下变电所、主运输大巷等场景的携带干扰信号的数据, 能较为全面地覆盖煤矿井下实际通信场景。

实验在使用盲源分离方法时, 选择 logcosh(双曲正切函数)作为非线性函数, 设迭代次数为 200, 收敛阈值为 10, 学习率为 0.01。

网络模型在具有 NVIDIA GTX 3080Ti 显卡的环境中进行训练, 为了确保模型在训练过程中有足够的数据进行学习, 同时也有独立的测试集和验证集来评估模型的泛化能力和调整模型参数, 本文将数据集按照 8:1:1 的比例分为训练集、测试集和验证集。在数据预处理阶段, 使用中值滤波器对划分好的图像进行去噪处理。训练时, 模型采用 16 层卷积层, 卷积核大小设置为  $3 \times 3$ , 使用 ReLU 激活函数处理, 丢弃比率设置为 0.2, 在  $0.0001 \sim 0.003$  范围内进行学习率超参数搜索, 间隔为 0.002, 本文使用 Adam 优化器, 批量大小为 4, 进行 100 个 epochs 的训练。

将训练好的模型及算法部署到KXH12(5G)矿用本安型无线信号分析仪上进行信号监测,若干扰信号高于阈值,则重复进行干扰信号清除。

### 3.2 定量实验

矿用5G通信系统采用100 MHz全带宽发送,用于验证井下综采工作面大型机电设备启停与运行产生的瞬变电磁场造成的干扰信号的抑制效果。应用矿用5G通信信号干扰监测抑制方法对毛刺干扰信号抑制效果如图8所示。

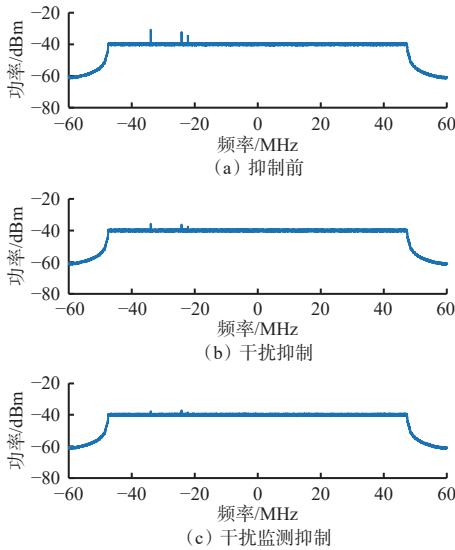


图8 毛刺干扰信号抑制对比

Fig. 8 Comparison of spike interference signal suppression

从图8可看出,井下综采工作面大型机电设备启停与运行产生的瞬变电磁场造成的毛刺干扰表现为频域的尖峰,毛刺干扰的强度相比矿用5G通信信号强度最大高出16 dBm。采用盲源分离的矿用5G通信信号传输干扰抑制方法后,毛刺干扰的强度较矿用5G通信信号强度最大高出10 dBm,实现了6 dBm的干扰抑制增益。采用矿用5G通信信号传输干扰监测抑制方法后,毛刺干扰的强度较矿用5G通信信号强度最大高出3 dBm,实现了13 dBm的干扰抑制增益。

在井下变电所测试中,矿用5G通信系统采用100 MHz全带宽发送,用于验证矿用5G设备线路邻近部署的通信设备线路造成串扰信号的抑制效果。矿用5G通信信号传输干扰抑制方法对10 MHz串扰信号的抑制效果如图9所示。

从图9可看出,井下变电所中窄带通信设备串扰信号强度较矿用5G通信信号强度高18 dBm。采用盲源分离的矿用5G通信信号传输干扰抑制方法后,毛刺干扰的强度较矿用5G通信信号强度高11 dBm,实现了7 dBm的干扰抑制增益。而采用矿

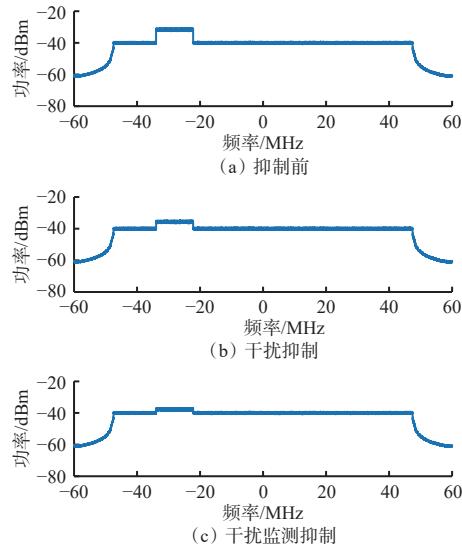


图9 串扰信号抑制对比

Fig. 9 Comparison of crosstalk signal suppression

用5G通信信号传输干扰监测抑制方法后,毛刺干扰的强度相比矿用5G通信信号强度最大高5 dBm,实现了13 dBm的干扰抑制增益。

为了验证采用所提出的基于神经网络的干扰监测方法对于信号的干扰监测能力,对信号质量进行分析,在综采工作面、井下变电所、主运输大巷中,使用盲源分离干扰抑制方法和矿用5G通信信号传输干扰监测抑制方法,对信号质量进行分析,同时使用了多种常用信号干扰抑制方法作为对照。测试结果见表1。

从表1可看出,使用矿用5G通信信号传输干扰监测抑制方法在信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)和误码率(Bit Error Ratio, BER)方面均优于其他4种方法。矿用5G通信信号传输干扰监测抑制方法较盲源分离干扰抑制方法的信噪比平均提升了15.56%,较基于小波变换的局部放电信号干扰抑制方法平均提升了65.08%,较最小二乘均衡器方法平均提升了46.48%,较最小均方误差均衡器方法平均提升了25.30%。矿用5G通信信号传输干扰监测抑制方法较盲源分离干扰抑制方法的误码率平均降低了21.88%,较基于小波变换的局部放电信号干扰抑制方法平均降低了65.28%,较最小二乘均衡器方法平均降低了54.55%,较最小均方误差均衡器方法平均降低了44.44%。矿用5G通信信号传输干扰监测抑制方法一旦监测到干扰信号超出预设阈值,系统将自动触发新一轮的干扰抑制流程,形成迭代优化的闭环控制,能够有效提高信噪比,降低误码率,显著提升信号传输质量,从而解决井下复杂环境对5G信号传输的干扰问题。

表 1 信号质量分析结果  
Table 1 Signal quality analysis results

方法	综采工作面		井下变电所		主运输大巷	
	信噪比/dB	误码率	信噪比/dB	误码率	信噪比/dB	误码率
盲源分离干扰抑制	30	0.12	29	0.09	31	0.11
干扰监测抑制(本文方法)	36	0.08	33	0.08	35	0.09
基于小波变换的局部放电信号干扰抑制方法	19	0.25	21	0.23	23	0.24
最小二乘均衡器	23	0.20	23	0.17	25	0.18
最小均方误差均衡器	28	0.16	27	0.13	28	0.16

#### 4 结论

1) 基于神经网络的矿用 5G 通信信号传输干扰监测抑制方法利用神经网络的强大学习能力, 对经过初步干扰抑制处理后的信号进行深度分析, 精准识别并量化其中残留的干扰成分。一旦监测到干扰信号超出预设阈值, 系统将自动触发新一轮的干扰抑制流程, 形成迭代优化的闭环控制。

2) 实验结果显示, 在相同条件下, 相较于仅采用干扰抑制技术, 使用矿用 5G 通信信号传输干扰监测抑制方法后, 在干扰抑制效果上取得了显著提升。信号的信噪比明显提升, 误码率明显降低, 充分证明了该方法在提高信号传输质量方面的有效性。此外, 随着迭代次数的增加, 系统对干扰的抑制能力进一步增强, 信号质量持续优化, 直至达到较为稳定的最佳状态。

3) 尽管矿用 5G 通信信号传输干扰监测抑制方法已展现出良好的应用前景, 但仍存在进一步改进的空间。首先, 可以探索更先进的神经网络架构, 如深度学习中的卷积神经网络或循环神经网络, 以提升模型对复杂干扰模式的识别能力。其次, 优化神经网络的训练算法, 采用更高效的数据预处理和特征提取方法, 以提高模型的训练效率和泛化能力。然后, 考虑到实际应用中可能面临的计算资源限制, 未来研究还需关注如何在保证性能的前提下, 降低模型的复杂度和计算成本。最后, 随着 5G、6G 等新一代通信技术的不断发展, 信号干扰的形式和特性也将发生变化, 因此, 持续跟踪并适应这些变化, 对模型进行迭代升级, 将是未来研究的重要方向。

#### 参考文献(References):

- [1] 孙继平. 煤矿智能化与矿用 5G[J]. 工矿自动化, 2020, 46(8): 1-7.  
SUN Jiping. Coal mine intelligence and mine-used 5G[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(8): 1-7.
- [2] 孙继平. 煤矿智能化与矿用 5G 和网络硬切片技术[J].

工矿自动化, 2021, 47(8): 1-6.

SUN Jiping. Coal mine intelligence, mine 5G and network hard slicing technology[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(8): 1-6.

- [3] 李晨鑫. 煤矿用 5G 关键技术研究现状与发展方向[J]. 工矿自动化, 2024, 50(7): 79-88.  
LI Chenxin. Research status and development direction of 5G key technologies for coal mines[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(7): 79-88.
- [4] 康辉, 窦文章, 文志成. 技术变革视角下移动通信代内创新和代际演进及未来发展展望[J]. 创新科技, 2023, 23(4): 81-92.  
KANG Hui, DOU Wenzhang, WEN Zhicheng. Intra-generation innovation and inter-generation evolution of mobile communication and its future development prospects in the perspective of technological change[J]. Innovation Science and Technology, 2023, 23(4): 81-92.
- [5] 王子陵, 高晓成, 杜胜利, 等. 矿用 F5G 架构的智能矿井建设[J]. 有色金属工程, 2024, 14(10): 170.  
WANG Ziling, GAO Xiaocheng, DU Shengli, et al. Intelligent mine construction based on F5G architecture for mining[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2024, 14(10): 170.
- [6] 徐天河, 王森, 代培培. UWB/INS 紧组合变分贝叶斯自适应滤波算法[J/OL]. 导航定位学报: 1-12 [2024-09-21]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1096.P.20241121.1557.002.html>.  
XU Tianhe, WANG Sen, DAI Peipei. UWB/INS tightly coupled integration algorithm based on variational Bayesian adaptive Kalman filter[J/OL]. Journal of Navigation and Positioning: 1-12 [2024-09-21]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1096.P.20241121.1557.002.html>.
- [7] 刘建成, 全厚德, 赵宏志, 等. 基于迭代变步长 LMS 的数字域自干扰对消[J]. 电子学报, 2016, 44(7): 1530-1538.  
LIU Jiancheng, QUAN Houde, ZHAO Hongzhi, et al. Digital self-interference cancellation based on iterative variable step-size LMS[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(7): 1530-1538.
- [8] 李哲宇, 李亚星, 张嘉毫, 等. 非合作干扰对消技术中

- 空间分辨率建模与分析[J]. *国防科技大学学报*, 2024, 46(5): 45-53.
- LI Zheyu, LI Yaxing, ZHANG Jiahao, et al. Modeling and analysis of spatial resolution in noncooperative interference cancellation technique[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2024, 46(5): 45-53.
- [9] 解元, 邹涛, 孙为军, 等. 面向卷积混叠环境下的盲源分离新方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(5): 1062-1072. XIE Yuan, ZOU Tao, SUN Weijun, et al. Novel blind source separation method for convolutive mixed environment[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(5): 1062-1072.
- [10] 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): 1104-1112. SUN Yuwei, LUO Lingen, CHEN Jingde, et al. Mechanical fault diagnosis method of circuit breaker based on blind source separation and NSVDD under noisy background[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(3): 1104-1112.
- [11] 冯平兴, 张洪波, 李文翔. 噪声中的复信号盲源分离算法[J]. 电子技术应用, 2022, 48(4): 67-70, 75. FENG Pingxing, ZHANG Hongbo, LI Wenxiang. Blind source separation algorithm for complex signals in noise[J]. *Application of Electronic Technique*, 2022, 48(4): 67-70, 75.
- [12] 张延良, 张玉, 张伟涛. 改进的带参考信号盲源分离算法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(6): 2311-2316. ZHANG Yanliang, ZHANG Yu, ZHANG Weitao. Improved blind source separation algorithm with reference signal[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(6): 2311-2316.
- [13] 陈明虎, 李程, 涂刚毅, 等. 通信干扰信号分类识别方法综述[J]. 电子信息对抗技术, 2024, 39(3): 86-94. CHEN Minghu, LI Cheng, TU Gangyi, et al. An overview of classification and recognition method of communication jamming signals[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2024, 39(3): 86-94.
- [14] 张立亚, 杨维, 李晋豫. 矿用5G通信系统射频能量损耗模型[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2021, 49(9): 6-10, 29. ZHANG Liya, YANG Wei, LI Jinyu. Radio frequency energy loss model of mine 5G communication system[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2021, 49(9): 6-10, 29.
- [15] 李俊卿, 刘静. 结合卷积神经网络和迁移学习的电机轴承故障诊断方法[J]. *华北电力大学学报(自然科学版)*, 2023, 50(1): 76-83, 91. LI Junqing, LIU Jing. Fault diagnosis method of motor bearing based on CNN and transfer learning[J]. *Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition)*, 2023, 50(1): 76-83, 91.
- [16] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251. ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [17] 林景栋, 吴欣怡, 柴毅, 等. 卷积神经网络结构优化综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(1): 24-37. LIN Jingdong, WU Xinyi, CHAI Yi, et al. Structure optimization of convolutional neural networks: a survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(1): 24-37.
- [18] 刘赟. ReLU激活函数下卷积神经网络的不同类型噪声增益研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2023. LIU Yun. Research on different types of noise gains of convolutional neural networks under ReLU activation function[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2023.
- [19] 靳晶晶, 王佩. 基于卷积神经网络的图像识别算法研究[J]. 通信与信息技术, 2022(2): 76-81. JIN Jingjing, WANG Pei. Research on image recognition algorithm based on convolutional neural network[J]. *Communication & Information Technology*, 2022(2): 76-81.
- [20] 张立亚. 基于动目标特征提取的矿井目标监测[J]. 煤炭学报, 2017, 42(增刊2): 603-610. ZHANG Liya. Mine target monitoring based on feature extraction of moving target[J]. *Journal of China Coal Society*, 2017, 42(S2): 603-610.
- [21] 张立亚. 全矿井融合通信系统研究[J]. 工矿自动化, 2018, 44(3): 12-16. ZHANG Liya. Research on mine integrated communication system[J]. *Industry and Mine Automation*, 2018, 44(3): 12-16.
- [22] 冯登国, 徐静, 兰晓. 5G移动通信网络安全研究[J]. 软件学报, 2018, 29(6): 1813-1825. FENG Dengguo, XU Jing, LAN Xiao. Study on 5G mobile communication network security[J]. *Journal of Software*, 2018, 29(6): 1813-1825.