

# 航空用全向信标空间调制信号干扰补偿控制系统设计

颜丽蓉

(中国民用航空飞行学院, 四川 广汉 618300)

**摘要:** 随着航空运输业的快速发展, 航空系统的安全性与精确性变得愈加重要; 研究对航空导航系统中复杂电磁环境下 DVOR 信号的抗干扰问题, 提出了一种基于空间调制信号与智能干扰补偿的 DVOR 监控系统; 采用多通道 ADC+FPGA+DSP 架构, 集成高精度采集与 CPLD 控制模块, 实现关键参数实时监测; 通过 STFT 与李生神经网络融合算法, 结合多时频特征提取与归一化增强策略, 有效识别并补偿同频、邻频、带外及互调干扰; 实验结果显示, 在同频干扰条件下, 信号的 SNR 从补偿前的 5.23 dB 提升至 11.54 dB, 误码率从 0.15 降低至 0.05, 频率误差减少到了 0.31 Hz; 此外, 在干扰识别准确率方面, 互调干扰条件下的识别准确率最高, 为 97.76%; 结果表明, 研究所提方法能满足航空导航系统在复杂干扰环境下的性能要求, 为航空导航系统提供了可靠的干扰抑制解决方案。

**关键词:** 航空电子系统; 干扰抑制; 信号处理; 空间调制信号; 深度学习

## Interference Compensation Control Method for Space Modulation Signal of Omnidirectional Beacons for Aviation

YAN Lirong

(Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618300, China)

**Abstract:** With the rapid development of the air transportation industry, the safety and accuracy of the aviation system have become increasingly important. A Doppler VHF Omnidirectional Range (DVOR) monitoring system based on spatial modulation signals and intelligent interference compensation is proposed to study the anti-interference of DVOR signals in complex electromagnetic environments in aviation navigation systems. Adopting a multi-channel ADC+FPGA+DSP architecture, integrating a high-precision acquisition and CPLD control modules to achieve the real-time monitoring of key parameters. Through the fusion algorithm of the STFT and Siamese neural network, combined multi temporal frequency feature extraction with normalization enhancement strategy, the system effectively identifies and compensates for the co-frequency, adjacent frequency, out of band, and intermodulation interference. Experimental results show that under the co-frequency interference, the SNR of the signal increases from 5.23 dB before compensation to 11.54 dB, the bit error rate decreases from 0.15 to 0.05, and the frequency error decreases to 0.31 Hz. In addition, in terms of interference recognition accuracy, there is the highest recognition accuracy under the intermodulation interference conditions, reaching 97.76%. The results indicate that the proposed method can meet the performance requirements of aviation navigation systems in complex interference environments, providing a reliable interference suppression solution for aviation navigation systems.

**Keywords:** avionics system; interference suppression; signal processing; space modulation signal; deep learning

## 0 引言

随着航空电子设备在飞行安全中的重要性不断提升, 可靠的导航系统对航空安全至关重要<sup>[1]</sup>。尤其是在

复杂气象和高强度干扰环境下, 航行系统的稳定性和精度对飞行的安全性至关重要。传统的多普勒甚高频全向信标 (DVOR, doppler VHF omnidirectional range) 信号系统在面临复杂的电磁环境和多种干扰源时, 常常出

收稿日期:2025-05-21; 修回日期:2025-06-19。

基金项目:民航安全能力 SA 项目 (ASSA2024/101); 中央高校基本科研业务费专项资金资助课题 (24CAFUC03071)。

作者简介:颜丽蓉 (1976-), 女, 大学本科, 中级工程师。

引用格式:颜丽蓉. 航空用全向信标空间调制信号干扰补偿控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(11):166-173, 182.

现信号失真、定位精度下降等问题。这些问题不仅影响到航空导航系统的性能，还可能直接威胁到飞行安全<sup>[2]</sup>。DVOR 系统作为一种广泛应用的导航信号源，虽然在许多环境下能提供稳定的导航信息，但在复杂电磁环境下的抗干扰能力常常不足<sup>[3]</sup>。信号的衰减和失真直接导致定位精度的下降，从而影响飞机的航向、位置确认以及着陆引导等关键任务。现代化通信与信号处理技术的进步为航空导航系统抗干扰能力的提升开辟了新途径<sup>[4]</sup>。当前研究主要聚焦于智能算法在复杂电磁环境下的干扰抑制应用，深度学习、自适应滤波等先进技术正逐步解决传统方法在实时性和动态适应性方面的局限。近年来，基于智能算法的干扰补偿技术成为研究热点，其中深度学习和自适应信号处理在干扰识别与抑制方面展现出显著优势<sup>[5]</sup>。

文献 [6] 提出了一种基于注意力的机器学习方法，采用注意力机制卷积网络 (AMCN, attention mechanism convolutional network) 实现全球导航卫星系统 (GNSS, global navigation satellite system) 干扰源检测与定位。该方法通过分析受干扰数据的时空特征，以逻辑回归进行区域级粗定位，再通过 AMCN 实现精确定位。实验表明，该技术在航空实测数据中的性能显著优于现有方法，为降低民航 GNSS 干扰风险提供了有效解决方案。文献 [7] 提出了一种后消隐器测距仪 (DEM, distance measuring equipment) / 战术空中导航系统 (TACAN, tactical air navigation) 信号模型，通过引入自动消隐和外部消隐双重机制，实现了功率谱密度 (PSD, power spectrum density) 的数学精确计算。该模型突破性地解决了传统方法在时间消隐器 (TB, temporal blanker) 效应处理和 L&A 定制方面的不足。文献 [8] 针对多小型地球站受扰问题，提出了一种基于面天线阵列的最小方差无失真响应算法。该算法首先建立天线阵列信号模型，推导出阵列输出信干噪比及最优权矢量表达式。针对均匀线阵部分角度抗干扰不足的缺陷，创新设计了一种基于最小冗余阵与互质阵元的优化布设方案。仿真结果表明，该算法显著提升了阵列抗干扰性能。

此外，航空电子系统的日益集成使得机组人员的内部通信、外部无线电通信、导航设备音频监测、飞行数据语音记录以及状态告警音频输出等多功能融合在一起，增加了系统的复杂性<sup>[9]</sup>。这种高度集成不仅提高了系统的效率和可靠性，也带来了更多挑战。为了确保系统能够在复杂的电磁环境下稳定运行，系统不仅必须具备强大的抗干扰能力，还需及时处理各种干扰信号，识别并消除可能影响通信质量的因素。在多种无线信号交织的环境中，干扰种类和强度不断增加，要求系统实时监测并处理这些干扰，避免它们对系统造成影响。文献

[10] 针对传统模拟系统易受电磁干扰的问题，提出了基于数字方法的航空电子和制造业数字内部通信系统冗余的正常/备份操作模式和冗余设计方案，并验证了该方法的有效性。文献 [11] 基于近场测量的大型天线阵列导航系统成像技术，重点以仪表着陆系统 (ILS, instrument landing system) 和 DVOR 为研究对象。通过 ILS 天线阵列的实际测量数据验证了该技术的可行性，并建立数值模型分析了关键测量参数及误差源，为工程应用提供了理论基础。文献 [12] 基于物理光学法，系统分析了 DVOR 天线辐射场，建立了非常规地网架设条件下顶空盲区及水平覆盖场强的计算方法。仿真结果表明，当地网高度小于 30 m 且直径保持 30.5 m 时，系统垂直辐射特性稳定，各高度层场强均符合标准，当地网高度大于等于 30 m 时，即使直径增至 50 m 仍无法满足水平覆盖要求。

综上所述，现有研究虽然在干扰抑制和识别方面取得了一定的成果，但仍然面临着处理效率低、无法有效应对复杂干扰类型等问题。特别是在处理多种复合干扰环境时，传统方法常常无法有效区分干扰类型，进而影响补偿的准确性。基于此，研究提出一种基于空间调制信号的干扰补偿控制方法。通过信号的空间特性来提高频谱效率，结合时频分析方法准确捕捉到信号的时变特性和频谱特征。在时频图的基础上，采用 AlexNet 以及孪生神经网络进行干扰信号的自动识别与分类，旨在突破传统方法的限制，提高干扰识别准确性和补偿效率，为航空导航系统提供更加可靠的解决方案。

## 1 系统总体架构设计

针对 DVOR 系统在复杂电磁环境下易受干扰导致信号失真的问题，研究提出了一种基于空间调制信号干扰补偿控制技术的 DVOR 智能监控系统设计方案。该系统通过实时信号分析与动态补偿机制，持续监测 DVOR 设备的方位角偏差、信号电平、9 960 Hz 副载波、射频功率等关键参数。该智能监控系统深度融合信号干扰补偿控制技术，针对某机场电磁环境特点进行优化。系统通过实时干扰识别检测，在确保导航信号完整性的同时，将设备故障响应时间缩短至毫秒级。监视控制系统结构如图 1 所示。

图 1 中，DVOR 系统通过天线模块实时接收和解析复合信号。该模块的主要任务是从接收到的信号中提取关键参数，包括调幅和调频信号、边带辐射以及识别码等信息。系统通过不断监测这些信号的各项指标，如信号强度、频率稳定性、调制方式等，确保信号质量始终符合预定标准。一旦系统发现某个信号指标异常，如信号质量下降、频率漂移或信号丢失，监控单元会立即触发备用 DVOR 系统的切换，确保不会影响导航服务的

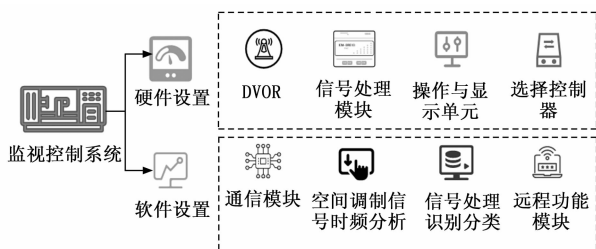


图 1 系统总体框架

连续性。软件部分包括对监控、控制和数据处理的多层次控制架构。通过控制软件模块，系统能够精确地调度硬件资源，处理接收到的实时数据，并确保设备的稳定运行。在数据处理模块中，系统会对接收到的信号进行时频分析，筛选有效数据并进行处理。此外，通信模块则负责系统与其他模块或外部设备的通信，确保信号数据的无缝传输。为实现 DVOR 系统在复杂干扰或故障发生时的快速响应与稳定切换，系统中信号处理单元与选择控制器单元之间建立了高度集成的双向数据交互机制，如图 2 所示。

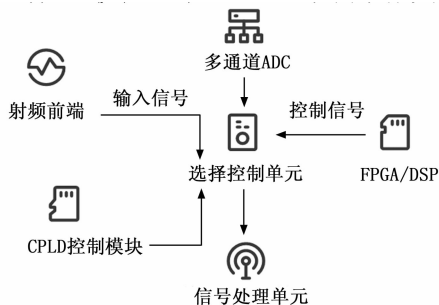


图 2 数据交互与控制流程

图 2 中，信号处理单元通过 FPGA 与 DSP 协同分析采集信号的幅度、频率稳定性、调制度以及 9 960 Hz 副载波等关键特征参数，一旦监测到异常，会在 5 ms 内向选择控制器发送故障判别标志位与异常类型编码。选择控制器接收到指令后，通过 CPLD 逻辑判断模块对信号异常等级进行解析，并根据配置表选择对应的响应策略，通过存储的预设命令组生成控制信号，在 3~5 ms 内完成冗余切换操作，实现系统整体在 10 ms 内的毫秒级响应闭环。

## 2 系统硬件设计

### 2.1 信号处理单元设计

针对 DVOR 系统性能监测需求，监控系统通过实时场信号分析实现工作状态评估。其核心在于信号监测环节的设计，采用 MATLAB 仿真优化与硬件改进相结合的方法，确保监测准确性。为了更好地实现实时监测和故障预警，监控系统基于微处理器构建监控单元，通过实时监测 DVOR 系统发射信号，及时检测飞行过程

中可能出现的相关故障并进行预警，确保系统在出现性能偏移时能够迅速采取措施进行修复<sup>[13]</sup>。通过逻辑控制，监控系统能够在出现故障或性能偏移时自动切换发射机，保证系统的稳定运行和持续可靠的信号传输。系统架构包括信号处理单元和选择控制器单元，两个单元共同协作，确保了系统在复杂和动态变化的环境下仍能高效工作。为了提升信号处理单元的性能和实时处理能力，设计引入了多通道高速模数转换器（ADC，analog-to-digital converter）与数字信号处理器（DSP，digital signal processor）及现场可编程门阵列（FPGA，field-programmable gate array）的协同架构。信号处理器单元结构如图 3 所示。

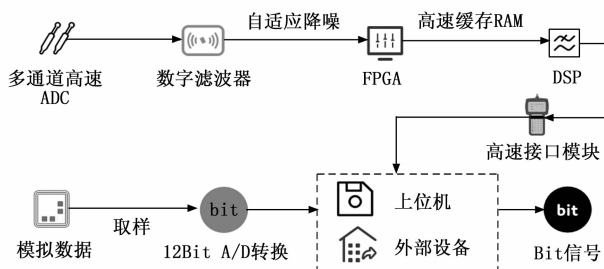


图 3 信号处理器

从图 3 中可以看到，系统的工作流程是通过多个模块和信号的相互传递来完成的。模拟输入信号经宽频带传感器采集后，由模数转换器进行数字化处理，转换后的数据通过串行外设接口（SPI，serial peripheral interface）传输至处理器<sup>[14]</sup>。信号经过处理后，通过多个处理模块和控制模块，进行进一步处理和优化。相比传统单一处理器结构，新增 FPGA 模块负责加速时频分析与特征提取，实现关键算法的硬件级并行处理，大幅提升数据处理速度和系统响应性能。同时，增加了高速缓存（RAM，random access memory）模块，实现数据高速缓存与存储，确保多线程处理时数据稳定传输。此外，新增可编程数字滤波器模块，实现对输入信号的自适应降噪，提升信号质量。系统电源部分采用高效稳压模块及电源管理芯片，确保系统在复杂电磁环境下供电稳定。

### 2.2 选择控制器单元设计

选择控制器作为独立功能单元，通过可擦除可编程只读存储器（EPROM，erasable programmable read-only memory）存储 16 组 DVOR 测试信号，并由十六进制旋转开关选择<sup>[15]</sup>。针对选择控制器单元，设计中引入了基于可编程逻辑器件（CPLD，complex programmable logic device）的智能控制核心，替代传统继电器逻辑，实现更灵活的控制策略和更快响应速度。选择控制器单元结构如图 4 所示。

图 4 中，选择控制器通过本地自动控制、手动操作

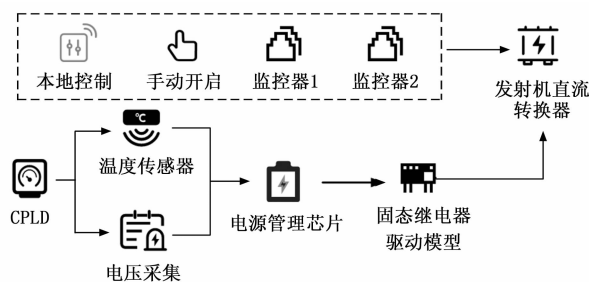


图 4 选择控制器

指令及监控器的状态信号进行综合逻辑判断，最终决策是否激活发射机直流转换器。CPLD 模块与温度传感器、电压采集模块实现了互联，可对电源管理芯片进行控制，从而实现对供电系统的动态调节和状态监测。电源管理芯片中集成了高精度的电压与温度监测功能，为系统提供了电气安全保障。同时，控制信号通过固态继电器驱动模块控制发射机的直流转换开关，显著提升了系统的切换速度与稳定性。该控制器通过高精度电压和温度采集模块，结合集成的电源管理芯片，实现实时监测和动态调节，增强供电稳定性及安全保护能力。控制信号输出采用固态继电器驱动电路，提升切换速度和系统可靠性。

### 3 系统软件功能与控制算法设计

#### 3.1 空间调制信号的时频特征提取与分析

在信号时频特征提取方面，研究采用加窗短时傅里叶变换（STFT, short-time fourier transform）技术，通过时域窗口函数捕获非平稳调制信号的局部时频特性，并将分析结果转换为三原色（RGB, red, green, blue）时频图像表示<sup>[16]</sup>。使用汉明窗对单支路信号进行加窗处理，得到第  $n$  个加窗后的信号如式（1）所示<sup>[17]</sup>：

$$y_n(x) = y(n\delta + x)w(x) \quad (1)$$

式（1）中， $y_n(x)$  表示第  $n$  个加窗后在第  $x$  个点的信号值， $\delta$  表示窗间步长。 $w(x)$  表示汉明窗函数，表达式如式（2）所示<sup>[18]</sup>：

$$w(x) = 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi x}{X-1}\right) \quad (2)$$

式（2）中， $X$  表示窗函数的总点数。对分段加窗信号实施傅里叶变换，其频谱表达式如式（3）所示<sup>[19]</sup>：

$$F_n(k) = \sum_{x=0}^{w-1} y_n(x)e^{-j2\pi kx/X} \quad (3)$$

式（3）中， $F_n(k)$  表示傅里叶变换后得到的频域信号， $k$  为频率索引， $w$  表示窗函数的长度， $e^{-j2\pi kx/X}$  表示傅里叶变换中的旋转因子，用于将时域信号转换到频域。计算信号谱的模，得到线性幅度谱并对线性谱进行归一化处理，表达式如式（4）所示<sup>[20]</sup>：

$$\begin{cases} L(k, N) = |F_n(k)| \\ D(k, N) = \frac{L(k, N) - \min(L)}{\max(L) - \min(L)} \end{cases} \quad (4)$$

式（4）中， $L(k, N)$  表示线性谱， $D(k, N)$  表示归一化线性谱。基于归一化线性谱的叠加合成，可构建信号的灰度时频分布，表达式如式（5）所示：

$$G = [G(k, 1)^T, \dots, G(k, N)^T, \dots, G(k, X_N)^T] \quad (5)$$

式（5）中， $G$  表示生成的 RGB 时频图， $T$  表示转置符号， $X_N$  表示频谱分析结果中的频率点数。研究采用改进的 AlexNet 架构，通过迁移学习技术提取调制信号时频图的深度特征，调制信号通过多输入多输出（MI-MO, multiple-input multiple-output）信道传输至多天线接收机<sup>[21]</sup>。接收端对各支路信号进行短时傅里叶变换，生成 RGB 时频图。随后采用改进的 AlexNet 网络进行时频图特征提取与分类，最后通过多支路判决融合机制输出最终的空间调制信号类型。通过卷积层进行特征提取，则特征提取过程如式（6）所示：

$$H_l = \text{ReLU}(E_l * H_{l-1} + b) \quad (6)$$

式（6）中， $H_l$  表示若干层卷积和池化操作后得到的特征， $E_l$  表示第  $l$  层的卷积核， $*$  表示卷积操作， $b$  为偏置项。经过最后一层全连接层后，得到的输出为分类结果即为空间调制信号类型的预测如式（7）所示：

$$Y = \text{softmax}(\omega_f H_f + b_f) \quad (7)$$

式（7）中， $Y$  为分类结果， $\omega_f$  表示最后一层全连接层的权重矩阵， $H_f$  表示从最后一层卷积层传递过来的特征， $b_f$  表示最后一层全连接层的偏置项。多支路判决融合机制是将不同网络的判决结果进行结合，输出最终的分类结果，如式（8）所示：

$$Y_{\text{final}} = \arg\max(P) = \arg\max \sum_{i=1}^N \omega_i p_i \quad (8)$$

式（8）中， $Y_{\text{final}}$  表示最终的分类结果， $P$  为融合后的概率的加权平均结果， $\omega_i$  表示第  $i$  个支路的权重， $p_i$  表示输出信号类别的概率。

#### 3.2 干扰信号补偿控制与识别机制设计

空间调制信号的时频特征经过有效提取和深度分析后，如何利用这些复杂的特征实现对多种干扰信号的精准识别及补偿控制成为关键问题。虽然 STFT 在时频分析中避免了交叉项干扰，但其固定窗长限制了时间与频率分辨率的平衡<sup>[22]</sup>。为进一步提升干扰补偿系统在复杂干扰环境中的识别准确率与适应能力，研究进一步融合线性与双线性时频分析方法，在孪生神经网络基础上引入多时频融合机制与归一化差异增强策略，构建了一种兼顾全局判别力与局部敏感性的高维度特征抽取方法。通过将 STFT 和经验模态分解得到的时频图分别映射至 RGB 空间的不同通道，实现跨域特征的深度融合，保留干扰信号的瞬态特征和调制结构。同时，引入的特

征差异度自适应加权函数使网络能够在训练过程中动态调整判别权重,强化对边界样本和混合干扰信号的识别能力。由于 DVOR 系统面临多种复合干扰,在复杂干扰环境下区分能力不足。为此,需通过干扰类型识别与参数估计实现有效抑制,以保障解调解码可靠性,具体流程如图 5 所示。

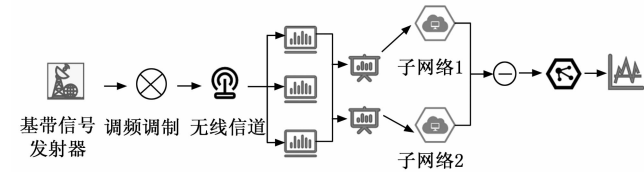


图 5 干扰信号补偿控制系统流程

图 5 中,首先对跳频信号进行时频分析并生成时频图,然后构建匹配图对输入孪生网络的双通道架构进行特征提取。最终通过特征距离计算完成网络训练与测试,实现干扰类型的智能识别。不同干扰信号的时频图灰度值分布存在显著差异,其中高像素值会破坏训练数据的平衡性。为此,研究在数据输入网络前对时频图实施归一化处理,以消除量纲差异带来的影响,表达式如式 (9) 所示<sup>[23]</sup>:

$$S_1(x, y) = \begin{cases} 0, & S(x, y) \leq \beta_{\min} \\ \frac{(S(x, y) - \beta_{\min})}{(\beta_{\max} - \beta_{\min})}, & \beta_{\min} < S(x, y) < \beta_{\max} \\ 1, & S(x, y) \geq \beta_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

式 (9) 中,  $S_1(x, y)$  表示时频图,  $\beta_{\max}$  为最大阈值,  $\beta_{\min}$  为最小阈值。基于此,研究采用多时频分析方法,将时频图经过归一化预处理后,融合为三通道 RGB 时频图。将 3 种单通道灰度时频图分别对应 RGB 通道,构建复合时频特征图,作为孪生神经网络的输入,以实现多时频特征的高效融合与干扰识别。孪生神经网络通过权值共享的对称结构,确保相似输入在特征空间中紧密映射,不同输入则采用统一度量标准。在孪生神经网络中,任意一层网络都满足如式 (10) 所示的关系<sup>[24]</sup>:

$$\begin{cases} \mathbf{I}_{1,m} = \max(0, \boldsymbol{\omega}_{l-1}^T \mathbf{I}_{1,(l-1)} + b) \\ \mathbf{I}_{2,m} = \max(0, \boldsymbol{\omega}_{l-1}^T \mathbf{I}_{2,(l-1)} + b) \end{cases} \quad (10)$$

式 (10) 中,  $\mathbf{I}_{1,m}$  和  $\mathbf{I}_{2,m}$  分别表示两个子网络第  $l$  层的隐藏层向量,  $\boldsymbol{\omega}_{l-1}^T$  表示两个子网络从第  $l-1$  隐藏层到第  $l$  隐藏层的传输权重矩阵。两个子网络在  $l-1$  层前馈计算后,其输出的特征值通过距离层进行差异度量,其中距离函数如式 (11) 所示<sup>[25]</sup>:

$$F(D) = \sigma(\sum_j \lambda_j |I_{1,l}^j - I_{2,l}^j|) \quad (11)$$

式 (11) 中,  $F(D)$  表示距离函数,  $\sigma$  为激活函数,  $\lambda_j$  表示模型在训练的重要性权重向量,用于度量距离向量各分量的相对重要性。  $I_{1,l}^j$  和  $I_{2,l}^j$  分别表示两个子网络计算

所得的特征值。与传统孪生网络结构不同,研究所提出的改进型孪生网络在损失函数层中采用了融合多尺度特征距离的组合距离度量函数。此外,通过引入在线干扰字典构建机制,可在实际运行中根据当前识别结果动态更新干扰样本特征库,提升模型在实际应用中应对未知干扰类型的泛化能力。识别结果实时反馈至补偿控制系统,在保证信号空间调制特性的同时,完成干扰抑制,为时频图匹配和干扰识别提供了稳定可靠的相似性评估。

## 4 系统仿真实验与性能分析

为了验证研究所提系统的有效性和可行性,研究选取了某机场 DVOR 系统作为实验对象,模拟了同频干扰、邻频干扰、带外干扰和互调干扰 4 种典型干扰类型,进行了干扰识别与补偿控制的实验分析。实验环境配置如表 1 所示。

表 1 实验环境配置表

类别	项目	配置描述
硬件配置	处理器	Intel i5-11 600 K
	内存	8 GB RAM
	硬盘	256 GB SSD
	显示器	Dell UltraSharp U2720Q
软件配置	仿真软件	MATLAB 2021a
	信号处理工具箱	Signal Processing Toolbox
	通信系统工具箱	Communications System Toolbox
	深度学习工具箱	Deep Learning Toolbox
	优化工具箱	Optimization Toolbox

根据表 1 中的配置,研究基于 MATLAB 仿真平台,模拟了同频干扰、邻频干扰、带外干扰和互调干扰 4 种干扰类型进行分析,这些干扰的出现会对信号的传输质量产生影响,特别是在频谱资源有限的情况下,干扰问题变得尤为严重。同频干扰由同频信号叠加导致接收失真,邻频干扰源于相邻频段频谱泄漏引发信号畸变,带外干扰由非理想滤波造成频外辐射,互调干扰则是非线性系统产生的交调产物。首先针对某机场 DVOR 系统在不同干扰信号及发射抑制比 (SIR, suppression index ratio) 条件下的干扰区域进行了模拟分析,仿真结果如图 6 所示。

图 6 (a)、图 6 (b)、图 6 (c) 以及图 6 (d) 分别展示了系统在不同的有效载波功率下, SIR 对不同信号传播距离的影响。图 6 (a) 中,在同频干扰情况下,随着有效载波功率的增加,信号的传播距离逐渐增加。多时频特征提取方法在此条件下的特征图呈现清晰主模态分布,有利于模型快速收敛。但当 SIR 升高至 70 时,特征图中主模态被大量干扰成分覆盖,识别准确率下降,传播性能大幅受限,暴露出该方法在低信噪比条件

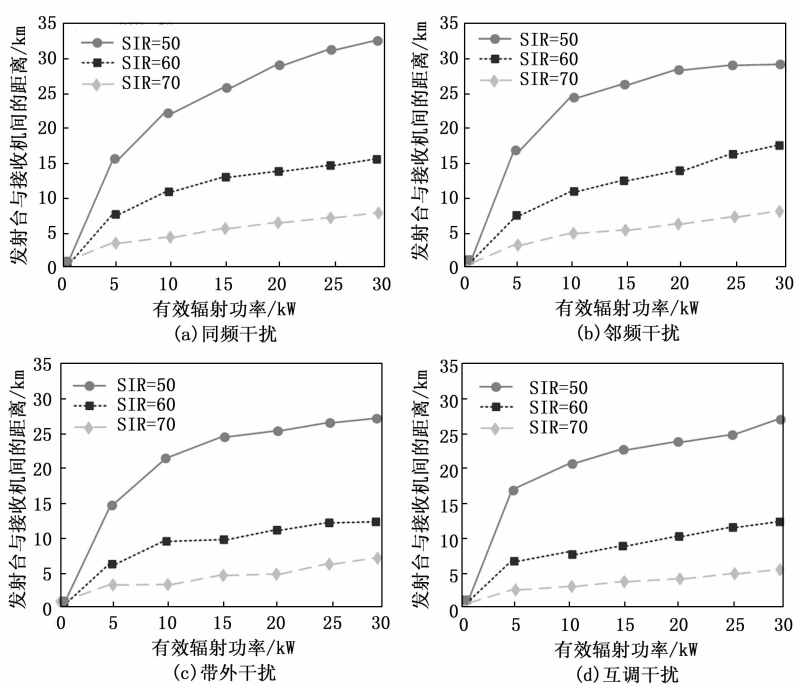


图 6 不同干扰信号的干扰区域模拟分析

下存在明显适用边界。图 6 (b) 中，邻频干扰特性，其功率-距离曲线表现出独特的频谱泄漏特征，揭示了相邻频段信号相互影响的规律。当目标信号功率不占优势时，邻带频谱泄漏造成的模糊边界干扰更加难以消除，多时频提取框架在频谱边缘判别能力不足，尤其对频率重叠区域缺乏高分辨力特征映射。图 6 (c) 呈现了带外干扰的辐射特性，曲线形态凸显非理想滤波导致的频外能量扩散问题。在  $SIR=70$  的高干扰强度下，传播距离依然维持在  $18\sim 20\text{ km}$ ，表明该类干扰在频域与主信号间隔较大，不易造成强干扰覆盖，系统能够借助时频差异特征进行快速区分。由此可见，多时频提取方法对带外干扰具有较好的鲁棒性。图 6 (d) 中，互调干扰会对特征分布造成严重破坏，STFT 构建的单尺度线性频谱无法有效分离非规则干扰模态，且 EMD 在干扰主导频段内易产生虚假模态。当前模型在处理此类高度混叠干扰时存在特征分离困难、误差累积放大的隐患。在带外干扰和互调干扰的情况下，较高的 SIR 表示对这些干扰的有效抑制，使得信号质量较好，且可以有效减少由干扰引起的信号衰减。因此，虽然 SIR 较高时信号的传播距离会有所变化，但实际测试中由于干扰减少，可能会看到传播距离变短，因为不再需要过高的发射功率来克服干扰。对不同干扰信号类型的补偿控制效果分析，选择信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio)、误码率 (BER, bit error rate) 以及频率误差为指标，结果如表 2 所示。

由表 2 中结果可知，在干扰补偿前，同频干扰情况

下的 SNR 为 5.23，BER 为 0.15，表明干扰较强，信号质量较差。相比之下，邻频干扰的 SNR 稍低，为 4.85，BER 略高，为 0.18，显示出邻频干扰对信号质量的影响较为明显。在带外干扰和互调干扰下，信号质量的表现相对较差，SNR 分别为 6.42 和 4.21，且 BER 较高。在干扰补偿后，所有干扰类型的 SNR 和 BER 值有了显著改善。同频干扰的 SNR 提高至 11.54，BER 下降到 0.05，显示出补偿控制在消除同频干扰方面的效果最佳。其他干扰类型的 SNR 和 BER 也均有所提高，其中带外干扰的 SNR 最高，达到了 12.45，并且 BER 也降至 0.04，表现出较好的补偿效果。频率误差的变化也与 SNR 一致，补偿后频率误差普遍减小。其中，在同频干扰场景中，频率误差从 0.87 Hz 减少到 0.31 Hz，显示出显著的改善效果。对于邻频干扰，频率误差从 0.94 Hz 减小至 0.53 Hz，虽然提升幅度略低于同频干扰，但仍体现明显的补偿效果。带外干扰的频率误差从 0.78 Hz 减少到 0.28 Hz，效果最为突出。互调干扰环境下，频率误差为 0.49 Hz。系统补偿前后在资源消耗方面的结果如图 7 所示。

表 2 补偿控制效果分析

干扰类型		同频干扰	邻频干扰	带外干扰	互调干扰
补偿前	SNR	5.23	4.85	6.42	4.21
	BER	0.15	0.18	0.13	0.21
	频率误差 /Hz	0.87	0.94	0.78	0.97
补偿后	SNR	11.54	9.84	12.45	11.13
	BER	0.05	0.07	0.04	0.08
	频率误差 /Hz	0.31	0.53	0.28	0.49

图 7 (a) 和图 7 (b) 分别为不同干扰类型下，系统补偿前后内存使用量和 CPU 使用率变化情况。图 7 (a) 中，补偿前，所有干扰类型下的内存使用量较高，尤其在带外干扰和同频干扰条件下分别达到 580 MB 和 579 MB，接近系统的最大容量，表明传统处理机制下特征提取与干扰识别任务存在明显的缓存压力。补偿后，各类干扰场景下的内存使用量均有所下降，其中互调干扰场景下降最显著，从 572 MB 减至 527 MB，减少 45 MB。同频、邻频、带外干扰分别减少 38 MB、40 MB 与 42 MB，平均下降幅度为 6.8%，体现了系统在复杂干扰环境下经优化的特征提取路径与存储调度机制具备较强的资源节省能力。图 7 (b) 中，系统补偿前的 CPU 使用率较高，特别是在同频干扰情况下，CPU 使

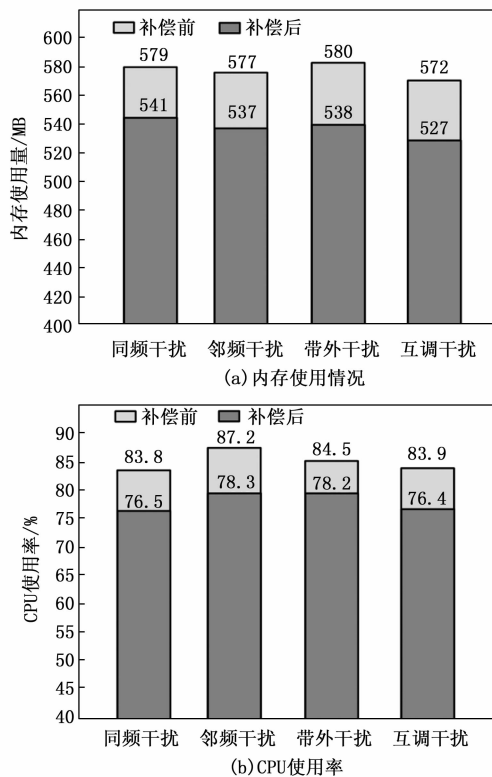


图7 系统补偿前后资源消耗结果

用率为 83.8%，而在补偿后，CPU 使用率降至 76.5%，下降了 7.3%。表明通过研究所提方法，系统能够更高效地利用 CPU 资源，减少计算负担。同样，在邻频干扰下，补偿前的 CPU 使用率为 87.2%，补偿后下降至 78.3%。表明研究所提方法在这种干扰环境下也能够有效降低 CPU 的负载。对于带外干扰，补偿前的 CPU 使用率为 84.5%，补偿后降至 78.2%，减少了 6.3%。最后在互调干扰的情况下，补偿前的 CPU 使用率为 83.9%，补偿后下降至 76.4%，下降幅度为 7.5%。整体看来，研究所提系统在多个干扰场景下具有良好的资源优化效果，可减少不必要的计算资源开销，为后续的嵌入式部署或低功耗应用提供了可行性基础。随着系统的运行，研究所提系统的干扰识别准确率以及响应时间结果对比如图 8 所示。

图 8 (a) 和图 8 (b) 分别展示了干扰识别准确率和响应时间随运行时间的变化结果。图 8 (a) 中，随着时间的推移，系统能够逐渐提高识别准确性。在同频干扰环境下，识别准确率较快达到 96.16%，表明该干扰类型较为简单，系统能够快速有效地识别并补偿。在邻频干扰条件下，识别准确率略低，为 89.65%，反映出邻频干扰的复杂性较高，系统需要稍长时间来识别干扰信号。对于带外干扰，识别准确率为 95.49%，而互调干扰的识别准确率最高，为 97.76%。这一结果表明，带外干扰和互调干扰由于其频谱特点更为复杂，需

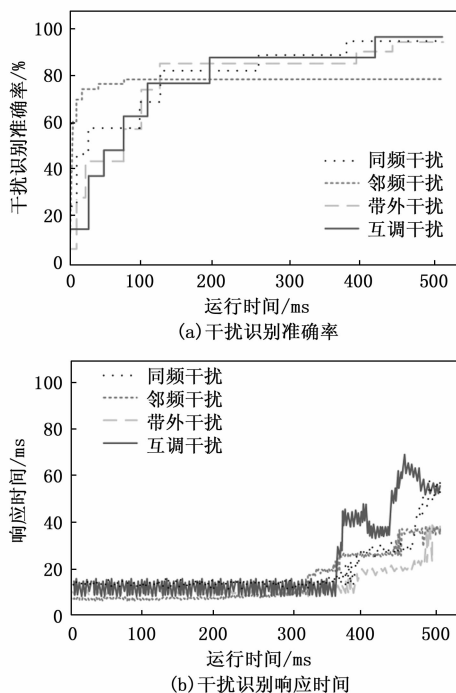


图8 干扰识别准确率以及响应时间对比

要更多的时间和计算能力来完成干扰识别。图 8 (b) 中，随着时间的推进，响应时间逐渐增加。在前 200 ms 内，响应时间保持在低水平，接近 400 ms 时，响应时间明显上升。其中，带外干扰与邻频干扰响应最快，分别为 38 ms 与 37 ms，适合用于快速预警与干扰控制。同频干扰的响应时间为 40 ms，响应时间较长，表明其信号处理的复杂性。互调干扰因涉及非线性频点拟合与复杂特征匹配，响应时间最长，达到 56 ms，但仍控制在 60 ms 内，满足航空级导航系统对实时性的基本要求。为进一步验证系统在高原复杂干扰环境下的适应性与鲁棒性，研究选取了拉萨贡嘎机场作为仿真场景，模拟了 3 种干扰场景，分别为同频干扰+地形反射、邻频干扰+电离层多径效应和雷达脉冲+高原低压，对比启用/禁用高速缓存模块与数字滤波器模块的抗干扰性能，结果如表 3 所示。

表 3 中，在所有干扰场景中，系统在未启用任何增强模块时识别准确率普遍偏低，BER 较高，响应时间超过 60 ms，资源消耗显著。而随着模块配置的逐步优化，抗干扰性能明显提升。启用高速缓存模块后，系统准确率平均提升约 5%，响应时间缩短近 10 ms，BER 整体下降 0.02~0.03，说明该模块对提升信号稳定性、降低数据抖动干扰具有明显效果。启用可编程数字滤波器模块后，准确率在原基础上再提升 2~3%，BER 普遍降至 0.06 以下，表明其在频谱域内有效抑制邻频及非目标干扰成分，增强了特征提取准确性。当两模块协同启用时，系统达到最优状态，在所有干扰场景下准确

率均超过 89%，误码率降至 0.04 以下，响应时间控制在 50 ms 以内，且内存与 CPU 资源占用较未增强配置平均下降约 13%，全面验证了高速缓存与数字滤波器在提升系统抗干扰能力、实时性及资源效率方面的协同优势。

表 3 抗干扰性能分析

干扰场景	模块配置	准确率 /%	响应时间 /ms	BER	内存 /MB	CPU /%
同频干扰 + 地形反射	无缓存无滤波	80.32	66.25	0.10	598	88.61
	启用高速缓存	85.93	56.39	0.07	547	81.75
	启用数字滤波	88.18	53.54	0.06	539	79.32
	全部启用	92.75	46.69	0.03	519	76.16
邻频干扰 + 电离层 多径效应	无缓存无滤波	78.57	62.69	0.11	589	87.21
	启用高速缓存	83.36	54.64	0.08	545	81.13
	启用数字滤波	86.72	51.54	0.06	538	79.25
	全部启用	91.47	44.53	0.03	518	75.44
雷达脉冲 + 高原低压	无缓存无滤波	74.23	70.41	0.12	602	90.59
	启用高速缓存	79.59	59.66	0.09	551	84.11
	启用数字滤波	82.84	57.41	0.07	541	81.96
	全部启用	89.38	49.68	0.04	522	77.21

5 结束语

针对 DVOR 系统在复杂干扰环境下的性能优化问题，研究提出了一种基于空间调制信号的干扰补偿控制方法，通过时频分析对接收到的信号进行预处理，提取有效的特征数据。接着，利用孪生神经网络进行干扰信号的分类和识别。此外，研究还结合了空间调制技术，进一步增强了系统对信号的鲁棒性。实验结果显示，在模拟的同频干扰、邻频干扰、带外干扰和互调干扰等 4 种典型干扰下，表现出了显著的性能提升。实验结果显示，在面对不同类型的干扰时，系统的识别能力和响应时间有所不同，复杂的干扰类型需要更长的处理时间和计算能力。经过补偿控制后，所有干扰类型的 SNR 均有显著提高，尤其是在同频干扰环境中，SNR 从 5.23 dB 提高至 11.54 dB，BER 从 0.15 降至 0.05，频率误差从 0.87 Hz 减少至 0.31 Hz。此外，频率误差在带外干扰的情况下得到了最大改善，补偿后降至 0.28 Hz，表现出该方法在复杂干扰条件下的优越性。在干扰识别方面，系统在同频干扰条件下能够迅速提高识别准确率，达到 96.16%，并且在互调干扰环境下，识别准确率达到 97.76%，尽管互调干扰较为复杂。响应时间方面，带外干扰的响应时间为 38 ms，是最短的，而互调干扰的响应时间最长，达到 56 ms，显示了该干扰类型的处理复杂性。综合分析表明，该系统对所有干扰类型均具有显著改善作用，其中对同频和带外干扰的补偿效果最为突出。虽然研究取得了较为理想的结果，但仍存在一定的局限性。实验仅考虑了 4 种干扰类型，且主要

在仿真环境下进行，未来的研究可以扩展到更多类型的干扰，并在实际应用中验证。

参考文献：

[1] 许宸宏，于 刘. 基于云计算的航空飞行试验数据中心任务调度优化架构设计 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32 (2): 168–173.

[2] ROCK J, WANG Y. Radar altimeter coexist design in the 4.2~4.4 GHz band for multi-stage interference risk mitigation in 5G and beyond [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2024, 39 (10): 4–16.

[3] 韩鹏辉, 王勇刚, 石 岩, 等. 用于航磁测量的多旋翼无人机磁干扰测试研究 [J]. 地球物理学进展, 2024, 39 (1): 369–378.

[4] ZHANG C, DU C, PENG X, et al. A modified aeromagnetic compensation method robust to the motion state of aviation platform part [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23 (12): 12702–12710.

[5] TIAN Y, PAN G, ELSSWY H, et al. Satellite-aerial communications with multiaircraft interference [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22 (10): 7008–7024.

[6] CAI K, DI Z, ZHU Y, et al. An attention-based convolutional network framework for detection and localization of GNSS interference sources [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60 (3): 2995–3011.

[7] GARCIA-PENA A, MACABIAU C. Impact of a civil aviation GNSS receiver temporal blanker in presence of RFI DME/TACAN signals [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 61 (2): 3009–3030.

[8] 习延鹏, 刘 剑, 肖 楠. 基于 MVDR 算法的卫星通信地球站面天线组阵抗干扰仿真研究 [J]. 光电与控制, 2024, 31 (6): 47–55.

[9] 吴春俊, 孙越强, 王先毅, 等. 风云三号 D 卫星 GPS 信号功率调整及干扰分析 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2023, 48 (5): 687–693.

[10] JEONG S, CHO K, KIM D, et al. The digital redundancy design for back-up mode operation of aviation intercom [J]. Journal of Advanced Navigation Technology, 2022, 26 (5): 358–364.

[11] GEISE R, NEUBAUER B, WEIß A, et al. On the imaging of large antenna array navigation systems [C] // Proceedings of International Workshop on ATM/CNS 2022 International Workshop on ATM/CNS, Electronic Navigation Research Institute, 2022, 67 (3): 119–126.

[12] 倪育德, 孟 康, 刘瑞华. 非常规架设地网对 DVOR 系统空间辐射特性的影响 [J]. 信号处理, 2023, 39 (12): 2225–2240.

(下转第 182 页)