电 子 科 技 大 学

专业学位研究生学位论文开题报告表

攻读学位级别： □博士 ☑硕士

培养方式： ☑全日制 □非全日制

专业学位类别或领域：

学 院： 航空航天学院

学 号： 202422100122

姓 名： 王旭阳

论文题目： 基于无人机射频信号的

的开集识别方法

校内指导教师： 何羚

校外指导教师：

填表日期： 2025 年 8 月 30 日

电子科技大学研究生院

1. 学位论文研究内容

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 课题类型 | | □应用基础研究 ☑应用研究 |
| 课题来源 | | ☑纵向 □横向 □自拟 |
| 学  位  论  文  研  究  内  容 | 学位论文的研究目标、研究内容及拟解决的关键性问题（可续页）  **1.研究目标**  本课题研究主要以低空经济为背景下运行安全的小型无人机射频开集的识别问题，旨在针对当前研究方法存在的技术瓶颈，研究并构建一套基于无人机射频信号特征的开集识别理论和方案。研究目标在于在开集条件下准确识别出已知类别的无人机信号和未知类别的无人机信号，并在此条件下对闭集的无人机分类达到一个良好的效果。  **2.研究内容**   1. 。   。  。  **3.拟解决的关键性问题**   1. 。 2. 。 3. 。 | |

1. 学位论文研究依据

|  |
| --- |
| 学位论文的选题依据和研究意义，国内外研究现状和发展态势；选题在理论研究或实际应用方面的意义和价值；主要参考文献，以及已有的工作积累和研究成果。（2000字）  **基于开集下融合特征的无人机信号的识别算法**  **一、选题依据和研究背景**  现如今，低空经济作为全球战略性新兴产业，正迎来快速发展期。它依托低空空域资源，以无人机、eVTOL（电动垂直起降飞行器）等新型航空器为核心，深度融合制造、运营、服务与基础设施，构建出全新的经济形态。在这一背景下，无人机技术的快速发展尤为关键，其应用已广泛渗透至农业灌溉、航拍测绘、紧急救援和电力巡检等诸多重要领域[1-3]。根据德国Drone Industry Insights公司的调研报告[4]，随着无人机技术的飞速发展与各国政策的大力支持，全球无人机市场规模预计将在2030年达到558亿美元，其展现出广阔的应用前景。而作为低空智能联网体系中的关键组成部分，无人机在广泛应用的同时，其有效监管问题也成为低空智能联网发展中亟待突破的瓶颈。因此，研究高效、准确的无人机识别算法显得尤为重要，这也正是本文所要深入探讨的核心问题。  实际上，由于在低空中，无人机具有“低、慢、小”的特点，现有的雷达探测、红外探测和声波探测等方式极易受城市背景噪声的影响，很难精准探测到无人机，且这些方式只能发现无人机但无法对其进行识别。虽然利用加密算法也可实现安全验证，但加密算法被破解的可能性越来越大，且无人机算力受限，因此传统基于加密算法的安全验证并不适合低空智联网[5]。  **二、国内外研究现状和发展及动态分析**  **2.1基于射频信号的无人机探测识别研究现状**  无人机射频信号识别的经典思路是在闭集条件下，通过对采集的无人机射频信号时域数据进行分解变换，将其转换到各种变换域上提取其特有的信号特征，然后采用模式识别或机器学习（Machine Learning，ML）方法进行分类识别。如文献[23]从无人机信号瞬态信号中提取了 15 个统计特征，运用邻域分量分析 （Neighborhood Component Analysis，NCA）将 15 维统计特征降为三维特征；文 献[26]使用改进的变分模态分解（Variational Modal Decomposition，VMD）算法对 无人机射频信号提取排列熵特征，使用改进的积分双谱方法提取无人机信号的统 计特征；文献[27]将捕获的无人机原始信号在时域内划分为多个有效帧，通过提取 每一帧的循环谱特征来识别无人机。 差分星座轨迹图、Haar 小波变换和希尔伯特-黄变换（Hilbert-Huang Transform， HT）等经典信号处理方法也被运用到无人机识别中。文献[28]通过提取射频信号 的差分星座轨迹图来唯一地标识每台无人机，并使用支持向量机（Support Vector Machine，SVM）进行分类与识别。文献[29]提出一种 WiFi 信号干扰下的无人机检 测和识别方法，该方法先用 Haar 小波进行信号预处理，然后分别从射频信号中提 取分形维数（Fractal Dimension，FD）、正方形积分双谱（Square Integrated Bispectra， IB）和轴向积分双谱（Axially Integrated Bispectra，AIB）三类指纹特征，再通过主成分分析（Principal Component Analysis，PCA）和 NCA 算法对 SIB 和 AIB 特征进行降维，最后使用 k-最邻近（k-nearest Neighbor，KNN）、SVM 和随机森林分类算法对三类特征进行验证。文献[30]利用捕获到的无人机射频信号的倒频谱为在多种干扰信号的复杂场景下的无人机检测和识别问题，提出一种分层学习框架， 利用 HHT 和小波包变换提取无人机射频信号的时频谱特征并配合机器学习分类算法，逐层检测和识别各类型的干扰信号和无人机信号。  **2.2基于深度学习的特征识别算法**  **2.2.1传统的窄带频谱感知方法**  窄带频谱感知是针对窄带信号的频谱感知技术，在无线通信系统中，待检测的信号具有较窄的频带宽度，其中代表性的信号为语音信号，低速率数据传输等场景，这 类信号的频率范围相对较小。当前，传统的单点的窄带频谱感知算法基本都是通过比较统计量与判决门限的大小来确定该频道内用户是否存在，像是能量的检测、匹配滤波器检测、循环平稳检测和协方差检测算法等方法[11][13]。  **能量检测算法**  （一）它不关心信号的先验信息、具体调制方式和结构，本质是通过计算处理时间内相应频谱上的能量和门限能量的关系，然后与一个阈值进行比较进而判断是否存在期望信号。    图2.2能量检测算法框图  由于能量检测方法具有实现简单和快速的特点，因此广泛使用于感知领域。但其也存在性能容易受到环境噪声影响，并且其本身对于区分期望信号和非预期信号是束手无策的。尽管当前学术界也针对能量检测进行了多阈值加权、协作判决等方式的算法改进，但是还是不能解决上述的缺点。  **循环平稳特征检测算法**  （二）因为许多通信信号（调制后）都具有循环平稳特征，即其统计特性（如自相关、功率谱密度）随时间呈现周期性。因此我们就可以利用期望信号的和噪声不同的频谱自相关函数的统计特征来进行信号，对应流程可见图2.3。    图2.3 循环平稳特征检测算法框图  循环平稳特征检测可以在低信噪比的情况下取得较好的性能，可以区分不同类型的信号(不同的调制方式)，但也受到计算时间开销较长、计算复杂度高、实现成本大等缺点的制约。  **匹配滤波器检测算法**  （三）如果已知主用户信号的先验信息（调制方式、训练序列、导频符号等），就可以设计一个与信号波形完全匹配的滤波器。它可以根据在特定时刻使滤波之后的信号信噪比达到最大为目的设计理想线性滤波器，该方法可以有效抵消加性高斯白噪声的影响，以此判断信道是否存在期望信号，其理论框图见图2.4。    图2.4 匹配滤波器检测算法框图  匹配滤波器算法实际上在已知信号特征(例如期望信号的调制频谱、带宽等参数)的情况下性能最好，其本身也具有良好的实时性。但是因为其依托期望信号的信息，因此在实际情况下的无线电检测应用中暂时无法实现。  **基于协方差的检测算法**  （四）此算法是利用信号的协方差矩阵与噪声的协方差之间的差异进行信号检测的，通过对接受信号进行处理，计算其协方差矩阵，再对得到的协方差矩阵进行奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)来检测信号是否存在。实际上我们的信号是相关的，但是噪声之间是相互独立，所以借此可以把信号从噪声中分离出来来，利用SVD可以确定协方差矩阵的奇异值，在所有特征值中选取最大的奇异值和最小的奇异值，将两者作比，得到的比值与预先计算好的阈值进行比较判决，从而确定出信号[14]。其算法流程见图2.5。    图2.5 基于协方差的检测算法流程图  该方法实际上不需要信号的先验信息，但是在极低信噪比的场景下，协方差矩阵之际的差异较小，检测性能会随之降低。  **2.2.2 传统的宽带频谱感知方法**  随着通信系统对于数据传输速率要求的日益提高,对于传输的带宽需求也随之增加。未授权用户需要感知更宽的频率范围，寻找到可用的频率资源实现宽带频谱的动态接入，对于宽带频谱感知算法，已经提出了不同类型的算法来应对不同场景[15]。大体上，基于采样率是否到达奈奎斯特速率，可将其分为基于奈奎斯特采样率的方法和基于亚奈奎斯特采样率的方法共两大类[16]。  （一）基于奈奎斯特采样率的方法。在获取宽带信号的过程中，采样信号遵循奈奎斯特采样定理，即采样率至少是信号中存在的最大频率的两倍，这样做的目的是防止出现信号频谱混叠。优势是获取信号的过程简单，容易实现，缺点是会带来较高的计算复杂度和硬件成本。针对宽带频谱子带之间的不连续性和不规则性，通过小波变换来表征子带之间的边缘信息，首先进行快速傅里叶变换Fast Fourier Transform , FFT)将时域信号映射到频域，完成时频域转换，然后提取子带的频率位置和功率谱密度等信号信息，提出基于小波变换的频谱感知[17]，逐个信道进行感知，会带来不必要的感知时延。  (二)基于亚奈奎斯特采样率的方法。在宽带频谱感知的前提下，由于基于奈奎斯特采样率的方法存在需要较高的采样率，硬件成本较大等问题，相关学者提出了基于亚那奎斯特采样率的方法。这就是压缩感知理论，此方法的信号采样频率是要小于奈奎斯特采样率的，这样就可以降低采样率从而解决问题，主流的方法就是使用压缩感知算法来降低计算复杂度[18][19]，但是使用压缩感知算法是存在前提的，即信号频谱要具有稀疏性，对信号进行采样之后重构恢复，带来的问题也是比较明显的，在低信噪比情况下，信号和噪声之间的区别较小，从而导致重构恢复不准确，最终检测性能会降低[20]。  **2.3协作感知结果的协同和融合**  目前，在当今的协作感知中，相比于单节点频谱感SS仅依赖单一SU所发送的信号信息来做出判断，协作感知(Cooperative Spectrum Sensing, CSS)通过将各个节点的局部感知信息加以综合并汇总至融合中心（fusion center，FC），并依据融合规则进行决策，从而能够整合多个SU的特征信息，显著提升SS的性能[21]。数据融合是其核心部分。数据融合是将局部感知数据进行假设检验的过程。根据控制通道带宽要求，报告的感知结果可能具有不同的形式、类型和大小。一般情况下，所有的数据将上报给融合中心（Fusion Center, FC）或与相邻节点共享的感知结果按照控制信道带宽要求由高到低的顺序，通常采用以下三种不同的方式进行组合:（1）软判决：CR节点可以传输整个本地感知样本或完整的本地测试统计量进行软判决。（2）量化软判决：CR节点可以将本地感知结果量化，只发送量化后的数据进行软判决，减轻控制信道通信开销。（3）硬决策：CR节点进行本地决策，发送一比特决策到 FC 进行硬决策。当前的大部分研究采用硬合并方式，即每个次用户(SU)会将检测到的主用户(PU)信号通过一个专用的控制信道直接发送给FC。但是相关文献[22][23]指出，CSS本身的资源有限，而FC收到的是SU检测的实值信号,当参与协作的SU较多时，SU发送本地信息时会占用较多通信资源，降低效率。通过将本地检测的实值信号进行量化处理的方式可有效节约通信资源。他认为量化软判决中，在FC中使用软合并可以以控制信道开销为代价获得三者中最好的检测性能，而量化软合并和硬合并所需的控制信道带宽要少得多，并且可能由于量化带来的信息损失而降低性能[21]。这将是未来本文的一大研究方向。  **2.4基于机器学习和深度学习的频谱感知算法**  近些年来，随着机器学习和人工智能的快速发展, 频谱感知技术中应用机器学习 和人工智能算法的趋势也逐渐显现出来。目前的研究己经证明将智能算法融入频谱感知技术中是非常成功的。这类算法通过对海量数据的特征进行分析和学习，从全盲的频谱数据中进行信号特征的提取以及学习从而进行进行自主感知、识别和管理，可以看出机器学习技术的应用为频谱感知带来了更多新 的可能性以及发展前景。关于数据的预处理、识别、感知等场景的运用将是本文未来的研究重点  **2.4.1机器学习算法:**  因为频谱感知(SS)从本质上是一个二分类问题，即频段可以分为被授权用户占用与未 被授权用户占用。针对传统SS算法存在的弊端，一方面要求PU信号的先验信息要已知，另一方面要设定判决阈值，机器学习展现出良好的优势。它不需要这两方面的前提，也可判定 PU 信号是否存在。过去十几年对传统机器学习的研究颇多，其中也不乏多位学者应用到SS中。针对传统SS算法的问题，文献[24]提出贝叶斯分类器的方案，该方案可应用在多相移键控调制信号的SS，稳定性较。再比如文献[20]，有人对MWC采样后信号的协方差矩阵进行特征向量的提取，再通过SVM软间隔算法进行频谱感知(核函数是RBF)，大致方案如下[20]，可供参考:    图2.4.1 SVM算法的线性最大间隔平面  步骤1: 信号经过MWC系统采样后，计算协方差矩阵以及二次协方差矩阵。  步骤2：根据和得到检验统计量、、，由此构造出特征向量  步骤3：引入判决标签，，-1对应不存在信号，+1对应存在信号，将和共同组成训练集。  步骤4：通过SVM进行训练，使用RBF核函数，生成分类器。  步骤5：将待感知数据按照上述步骤计算检验统计量，输入到分类器中得到感知结果:如输出为“+1”，表示PU信号存在，否则，不存在。  此外,《基于置信度的协同频谱感知技术》这篇文章认为原先的基于硬判决的协同频谱感知模型依赖于各个感知节点独立完成频谱感知状况的本地判决，这需要各个感知节点设定准确的判决门限，但是由于现实电磁复杂环境的复杂性，使得获取理想的判决门限很困难。因此，它采用软判决，这允许感知节点将原始或部分处理后的感知数据汇报给融合中心，融合中心能够充分利用这些感知信息，通过一定的融合算法提高系统的检测性能，在此它采用软判决算法的是GMM聚类算法[7]。  **2.4.2深度神经网络:**  近年来，深度学习技术在全球范围内迅速崛起，深度学习的发展为SS提供了新的思路和方法，其原因在于深度学习在非线性建模和自适应学习方面具有显著的优势[24]。而利用深度学习进行频谱感知时，神经网络能够从大量的原始信号数据和相关统计量中学习并提取出复杂且重要的特征。整个过程无需对信道环境进行建模，也不需要任何先验知识，从而能够显著降低算法部署的复杂度，同时提高频谱感知的精度和鲁棒性。  利用深度学习对频谱感知问题进行建模时，与机器学习算法类似，通常将其定义成一个二分类问题，即针对采样信号或统计量进行判断，得到频谱占用或未占用的结果。相比于传统检测方法，深度学习更加适用现代通信环境，能够更有效地管理和优化频谱资源的使用，提升通信网络的性能和效率。如见图2.4.2，这是一个完整的数据模型训练过程[25]。    图2.4.2 无人机单节点频谱感知模型  在训练阶段，首先进行数据采样，对接收信号序列进行预处理和特征提取，之后送入神经网络中进行训练，得到训练好的神经网络模型。在感知阶段，同样对信号进行采样和预处理，之后将信号特征信息送入训练好的模型中，从而得到实时的感知结果。该篇论文所采用得模型是一种 CWT-ResLSTM 网络模型(见图2.4.3)，该模型主要包括卷积模块、残差单元、LSTM 模块和分类模块。卷积模块对输入数据进行初步处理，提取数据的空间特征，使用最大池化层降低数据维度同时又保持特征的不变性，接着增加卷积层的数量，并且通过残差单元来减少因此产生的特征损失，之后通过 LSTM 来提取数据的时间相关性，最后利用全连接层和 SoftMax层实现对于数据的分类[26]。    图2.4.3CWT-ResLSTM 网络结构  而关于上述单点的频谱感知模型还有基于MCNN-DA及残差网络的协作频谱感知模型[9]，下图是整个算法的流程图。    图2.4.4 MCNN-DA感知算法流程图  值得补充的是，该文章为了解决压缩频谱感知中接收信号采样后的时域稀疏性、传统压缩感知算法复杂性以及 LSTM 网络无法同时处理前后向信息等问题。它还提出了基于BiLSTM的压缩SS技术方案。经分析可知，压缩后信号仍保留原始信号主要特征，不需要再进行复杂的重构处理，用以解决传统压缩感知算法复杂性。并且利用BiLSTM网络训练及测试，得出SS结果，与LSTM网络相比，既兼顾前后向信息又更具有灵活性，在较低 SNR 下提高了检测概率。实际上，我们对于宽带频谱下的信号可直接进行压缩、感知和处理，这也是未来的可研究方向之一。    图2.4.5 BiLSTM网络架构图  此外基于CNN-LSTM架构的PCBM（Parallel CNN\_BiLSTM\_MHSA）[28]协同认知无线电传感模型，以增强多用户协同认知无线电系统的频谱感知能力。该模型集成了卷积神经网络（CNN）、双向长短期记忆网络（BiLSTMs）和多头自注意力机制（MHSA）。该模型主要利用CNN在局部特征提取方面的优势和LSTM在处理顺序数据方面的优越性能，协同局部和全局特征提取网络，捕获频谱信号的多尺度空间特征和时间序列特征。MHSA 进一步增强了特征表示能力。通过多用户协作机制，该模型优化了频谱传感性能，在复杂信号环境下的精度和鲁棒性得到了显著提高[28]。  总之，这些模型都有几个共同的特点:1其目的都是对数据分类2.数据预处理要么直接引入信号的特征矩阵要么引入信号的特征二维图像3.这些模型都应用了CNN模块、LSTM模块以及残差结构。  **2.5****感知节点的选择和部署**  协作感知节点的选择直接影响协作频谱感知的性能[27]，是提升协作增益和降低系统开销的关键。合理的节点选择不仅可以提升频谱感知的准确率，还能降低网络能耗和通信开销。常见的选择策略有信道质量的选择、地理位置的选择、融合判决的选择等。例如当单个认知无线电节点因相关阴影导致感知精度下降时，选择空间上分布独立的频谱感知节点进行协作，可显著增强感知结果的鲁棒性[29][30]。  此外，基于融合判决的选择实际上更为科学有效，我们可以通过信任评估将恶意节点排除在协作之外，能够保障网络的安全性和可靠性。实际上这种信任评估机制早有存在，例如在社会学文献[31]的研究，信任水平会在合作互动中增加，在不合作互动中减少。此外，如果一段时间内没有发生互动，信任就会衰减，衰减量取决于之前互动的强度和当前的信任度[32]，因而我们可以将感知节点的信任度定义为:当其感知结果与协作结果一致是，信任度增加。相反，当感知结果与协作感知结果不一致或者不参与CSS任务是，信任度减少[33]。  最后在节点部署方面，既可以采用规则化部署（如均匀网格或蜂窝状分布）来保证覆盖率与均匀性，也可以利用随机化部署评估概率覆盖性能；此外，近年来大量研究引入遗传算法、粒子群优化和凸优化等智能优化方法，以在保证覆盖的同时减少冗余节点，提升系统能效；对于大范围场景，还可采用空地协同的分层部署模式，通过空中无人机或卫星与地面节点的联合布局，实现广域覆盖与局部精细化感知[34]。  **2.6频谱感知中的无线电波传播损耗预测**  实际上，为了针对传统电波传播模型在复杂城市环境中传播损耗预测精度不足、泛化能力弱的问题，有人通过在残差网络（ResNet）中引入SE注意力并结合Transformer机制，提出了一种用于无线电波传播信号损耗预测的新型深度学习网络模型RSeTNet，通过对这个模型进行训练，它为低空空域通信网络规划提供了一种高效、低成本的无线电传播预测方法。其模型如下:    RSeTne网络结构示意图  该论文有现有成熟的数据集、数据预处理算法和模型，具有完整的理论体系。之后的论文将会参考其数据处理和模型，思路算法思路是未来论文的研究方向之一。 |
| **参考文献**  [1].BIKOV T, MIHAYLOV G, ILIEV T, *et al*. Drone surveillance in the modern agriculture[C]. Proceedings of the 8th International Conference on Energy Efficiency and Agricultural Engineering, Ruse, Bulgaria, 2022: 1–4.  [2].QUBAA A R, THANNOUN R G, and MOHAMMED R M. UAVs/drones for photogrammetry and remote sensing: Nineveh archaeological region as a case study[J]. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 2022, 14(3): 358–368.  [3].QU Chengyi, SORBELLI F B, SINGH R, *et al*. Environmentally-aware and energy-efficient multi-drone  coordination and networking for disaster response[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2023, 20(2): 1093–1109.  [4].Team DRONEII. com. Global drone market report 2022–2030[EB/OL].  [5]杨宁,胡景明,张邦宁,等.低空智联网中基于多质心OpenMax的无人机开集识别方法[J].数据采集与处理,2024,39(01):60-70.  [5].谢建东.异构网络中的接入与感知[D].电子科技大学, 2020.  [6].Mitola J. Cognitive radio: making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications,1999, 6(4):13-18.  [7].孙宇.基于置信度的协同频谱感知技术[D].西安电子科技大学,2024.  [8].张航领,周顺勇,胡琴,等.认知无线电频谱感知技术研究综述[J].无线电工程,2024,54(11):2527-2536.  [9].陈月,张希,艾文宝.基于残差神经网络的频谱感知算法[J].现代电子技术,2022,45(07):1-5.  [10].王钊.协作频谱感知中基于信誉值的SSDF防护技术[D].哈尔滨工程大学,2024.  [11].徐弘良.基于人工智能的频谱感知技术研究[J].上海信息化,2024,(12):27-31.  [12]. Arjoune Y, Kaabouch N. A comprehensive survey on spectrum sensing in cognitive radio networks: Recent advances, new challenges, and future research directions[J].Sensors, 2019, 19(1):126.  [13].张可欣.基于机器学习与谱相关特性的自适应宽带频谱感知技术研究[D].北京邮电大学,2024.  [14].Zeng Y, Liang Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio[J]. IEEE transactions on communications, 2009, 57(6):1784-1793.  [15].Sun H, Nallanathan A, Wang C X, et al. Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey[J]. IEEE Wireless Communications, 2013, 20(2): 74-81.  [16]. Ali A, Hamouda W, Advances on spectrum sensing for cognitive radio networks: Theory and applications[J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2016,19(2): 1277-1304.  [17]. Tian Z, Giannakis G B. A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios{C]//2006 1st international conference on cognitive radio oriented wireless networks and communications. IEEE, 2006: 1-5.  [18].Singh Russells P R F, Raj S M G. A Supervised Machine Leaming Model based Spectrum  Sensing using NIUSRP-2922SDR[C]//2023 International Conference on Wireless Communications Signal Processing and Networking (WISPNET). IEEE, 2023: 01-05.  [19].Khalek N A, Tashman D H, Hamouda W. Advances in Machine Leaming-Driven Cognitive Radio for Wireless Networks: A Survey [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023,1:1-1.  [20].李思祺.基于亚奈奎斯特采样的电磁频谱空间感知技术研究[D].北京邮电大学,2024.  [21].CHEN Y, ZHANG X, AI W B. Spectrum sensing algorithm based on residual neural network[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(7): 1-5.  [22].Zhi Q , Cui S , Ali H Sayed. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEEJSelTopSignProcess,2008,2(1):28-40.0  [23].Shen B, Kwak K S. Soft combination schemes for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J].ETRI,2009,31(3):263-273.  [24].Zheng S, Kam P Y, Liang Y C, et al. Spectrum sensing for digital primary signals in cognitive radio: a Bayesian approach for maximizing spectrum utilization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(4): 1774-1782.  [25].王安义,朱涛,龚健超.基于残差注意力密集网络的协作频谱感知方法[J].电信科学,2025,41(02):84-94.  [26].赵盛平.基于深度学习与优化理论的频谱感知技术研究[D].哈尔滨工程大学,2024.  [27].吴昊.深度学习框架下的协作压缩频谱感知技术研究[D].杭州电子科技大学,2024.  [28].K. Wang*et al*, "A novel multi-user collaborative cognitive radio spectrum sensing model: Based on a CNN-LSTM model," PLoS *One,*vol.20,(1),2025.  [29].Pezirkianidis C, Galanaki E, Raftopoulou G, et al. Adult friendship and wellbeing: A systematic review with practical implications[J]. Frontiers in psychology, 2023,58: 102038.  [30].李雪松, 陈俊亮, 王国林. 认知无线电频谱感知技术研究进展[J]. 通信学报, 2012, 33(3): 1-12.  [31].张鹏, 胡瑞琳, 朱建军. 面向物联网的无线传感器网络节点部署优化方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(12): 120-126.  [32].Zhang J, Cohen R. Evaluating the trustworthiness of advice about seller agents in e-marketplaces: A approa-ch [J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2008, 7(3): 330-340.  [33].王梓臻.基于区块链的可信协作频谱感知系统设计[D].电子科技大学,2025.  [34].刘勇, 王立, 郑凯等.面向能效的5G无线通信关键技术与挑战[J].电信科学, 2016, 32(12): 1-9. |

1. 学位论文研究计划及预期目标

|  |
| --- |
| 拟采取的主要理论、研究方法、技术路线和实施方案（可续页）  **1. 主要理论基础**  本次课题研究以认知无线电理论与协作频谱感知理论为基础，结合空地一体化通信系统的特点，探索在复杂电磁环境下的宽带/窄带自适应频谱感知方法。研究将引入以下理论与模型：  传统的单节点频谱感知检测理论：包括能量检测、循环平稳特征检测、匹配滤波器检测以及协方差矩阵检测等方法。  在此宽带频段则是基于奈奎斯特采样率和小波变换以及基于亚那奎斯特采样率的压缩感知理论。  此外，我们还将引入机器学习里的SVM软间隔分类算法、GMM聚类算法以及结合深度学习的知识利用LSTM模块、注意力机制和残差结构来设计感知模型。  协作频谱感知理论：给定一些特征信息并基于加权融合、GLRT 或贝叶斯判决等方法来综合各个节点的特征信息以提升最终的检测性能。  最后可以参考节点之间的互动度来设计一种节点的信任机制以完善节点的选择和使用。  **2. 研究方法和技术路线**  结合课题目标与研究内容，本课题拟采用以下研究方法与技术路线：首先，在数据建模与预处理环节，构建空地协同场景下的信道传播模型，基于仿真数据或已有频谱测量数据集进行信号建模，并对非平稳信号进行去噪与归一化等预处理操作；在特征提取方面，利用小波变换获取时频域联合特征，为后续模型输入提供高维表征。其次，在单节点自适应感知模型设计中，将宽带与窄带感知机制相结合，设计动态切换策略以适应不同采样率与信噪比条件，并通过模型训练与迭代优化提升单节点检测性能。在协作频谱感知方法方面，采用软判决融合机制，将各节点统计量上传至融合中心，并结合加权融合与GLRT等算法提高整体检测概率，同时引入基于信任度的机制，对节点进行筛选与加权，以提升系统鲁棒性和抗虚假报告能力。针对宽带采样复杂度高的问题，本课题引入压缩感知与数据稀疏建模方法，结合OMP、LASSO等稀疏重构算法实现高效频谱恢复，降低系统资源消耗。在机器学习辅助感知方面，我们会利用神经网络等非线性判决模型，将数据输入到残差网络等深度学习框架进行改造与训练，以提升复杂环境下的检测精度。与此同时，考虑空地信道传播特性，作为补充的一部分，本课题接下来也将开展电磁传播损耗预测研究，基于典型路径损耗模型分析不同高度、距离和环境下的信号衰落规律，并将预测结果作为先验信息嵌入单节点模型中以提升其适应性与鲁棒性。  本课题的技术路线包括五个主要阶段：首先进行数据准备与环境建模，构建空地协同感知场景，完成信道建模与参数仿真，获取相关数据集，并对数据进行去噪与归一化等预处理；随后在单节点自适应频谱感知环节，设计宽窄带切换机制，建立单节点感知模型，提取时频特征并输入模型进行训练与测试，并通过不断优化模型以尽量达到最优检测效果；接着开展空地协作感知与融合，多节点上传量化后的软判决统计量至融合中心，融合中心进行加权融合并输出最终感知结果；在节点选择机制阶段，基于信任度对节点进行评价、筛选和加权，从而提升系统的鲁棒性与抗虚假报告能力；最后进行性能评估与优化，在不同信噪比、节点密度及传播环境下开展仿真分析，综合评估检测概率、虚警率、能耗与计算复杂度，并针对不足进行参数优化和策略改进，以保证整个空地协同频谱感知系统的性能和实用性。  **3.总体的实施方案**  本文的大体步骤拟从理论研究、算法验证、设计实现与测试三个步骤进行研究。首先会去了解当今传统频谱感知的算法模型和运行机理，获取相关数据集并查询相关资料以对齐进行预处理和提前模拟。接着查阅大量资料并学习和认识其网络模型的设计机理，开始进行实验并复现其结果  、，接着对几种典型的测控接收机干扰抑制技术进行了分析和比较，包括时域抗干扰技术、空域抗干扰技术、空时联合抗干扰技术等。在MATLAB上搭建测控通信发射接收链路以及天线阵列模型，分别对各种自适应滤波算法的效果进行对比，总结不同环境下最优的滤波算法。同时对算法进行优化，分析复杂度、计算要求和资源需求，评估其部署在FPGA上的可行性。  在理论研究和模型验证结束之后，本课题拟用FPGA实现测控系统的发射机，用相控阵天线进行测控信号的接收、下变频，得到基带数据，将基带数据通过光纤发送到FPGA搭建的SDR信号处理平台，对基带数据进行波束成形和干扰滤除，通过以太网或者PCIE发送到上位机上。在测试阶段，通过对波束成形后的数据进行解调、解扩、解码，计算得到测控系统误码率，验证自适应滤波算法的性能。  最后，对FPGA上实现的空时域滤波算法进行性能评估，包括实时性、功耗和资源利用率等。根据评估结果，进行必要的算法和硬件优化，以进一步提高性能和效率。 |
| 2.研究计划可行性，研究条件落实情况，可能存在的问题及解决办法（可续页）  **具有相关的数据集、** |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **3.研究计划及预期成果** | | |
| 研  究  计  划 | 起止年月 | 完成内容 |
| 2025.09-2025.10 | 进行相关资料的收集，阅读文献，并且进行整理，完成论文开题报告 |
| 2025.11-2025.12 | 开始采集相关的实验数据并确定一个基本的数据处理和实验框架 |
| 2026.01-2026.02 | 查找对应的资料并比较各种数据预处理算法，选其优后对数据进行预处理 |
| 2026.03-2026.10 | 设计不同的频谱感知算法模型，然后进行比较、测试并加以优化其算法  随后建模协同频谱感知决策的模型并对其实验、分析和优化 |
| 2026.11-2026.12 | 比较不同数据、不同条件信噪比条件下的算法模型性能，记录分析实验数据并评估 |
| 2027.01-2027.05 | 整理并撰写毕业论文、查漏补缺，不断修改以达到最终定稿地结果，最终准备毕业答辩 |
| 预  期  创  新  点  及  成  果  形  式 | **成果形式**   1. 本文旨在构建一套完整的无人机射频信号开集识别模型，其涵盖从特征信号构建到无人机未知类别识别的全流程，旨在实现优异的实验性能与可靠的识别效果。 2. 系统性呈现研究思路、方法创新与实验成果并高质量完成硕士论文的撰写   **预计创新点**   1. 系统评估多种模型的综合性能，以时间复杂度、参数量及识别准确率为关键指标，持续优化模型结构，力求设计出兼具高效性与高精度的识别模型。 2. 对于开集数据的识别进行创新，构建一种合理完备的识别算法以求模型达到一个良好的识别效果。 3. 对于无人机的识别具有一定的抗干扰能力，能够拒绝接收机的噪声以及信道上干扰信号的干扰。 4. 对于无人机未知类的识别设计一个特定的评价指标以求达到良好的识别率。 | |

1. 开题报告审查意见

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 1.导师对学位论文选题和论文计划可行性意见，是否同意开题：  校内导师（组）签字： 年 月 日  校外导师签字： 年 月 日 | | | |
| **2.开题报告考评组意见** | | | |
| 开题日期 |  | 开题地点 |  |
| 考评专家 |  | | |
| 考评成绩 | 合格 票 基本合格 票 不合格 票 | | |
| 结 论 | □通过 □原则通过 □不通过  **通过：**表决票均为合格  **原则通过：**表决票中有1票为基本合格或不合格，其余为合格和基本合格  **不通过：**表决票中有2票及以上为不合格 | | |
| 考评组对学位论文的选题、研究计划及方案实施的可行性的意见和建议： | | | |
| 考评组签名：  年 月 日 | | | |
| **3.学院意见：** | | | |
| 负责人签名： 年 月 日 | | | |