

基于深度学习的认知无线电通信频谱感知算法 优化与实验验证

张夺赞, 何子皓, 梁辉

中国电子科技集团公司第三十六研究所, 浙江 嘉兴 314000

DOI: 10.61369/TACS.2025060055

摘 要 : 为解决认知无线电频谱感知中复杂电磁环境下低信噪比信号检测难、模型实时性与轻量化适配不足的问题, 本文聚焦基于深度学习的频谱感知算法优化与实验验证展开研究。结合频谱信号时频耦合与时序动态特性, 设计 “CNN-LSTM-Attention” 混合模型, 通过 CNN 提取空间特征、LSTM 捕捉时序依赖、注意力机制聚焦关键信息; 同时优化数据预处理流程, 采用时频转换、去噪及数据增强技术提升数据质量。其次, 从损失函数、轻量化、泛化能力三方面提出优化策略, 通过 Focal Loss 强化难样本学习, 结合通道剪枝与量化感知训练实现模型压缩, 利用正则化与迁移学习提升鲁棒性。仿真实验表明, 低信噪比 (−10dB) 下模型检测概率达 90.3%, 参数量减少 47.8%, 推理时间仅 5.7ms; 基于 USRP B210 的半实物实验验证了算法在静态、动态及干扰场景中的优异性能, 平均推理时间 6.8ms, 满足认知无线电实时性与工程化需求, 研究为认知无线电频谱感知的智能化升级提供了可行方案。

关 键 词 : 认知无线电; 频谱感知; 深度学习; 混合模型

Optimization and Experimental Validation of Deep Learning-Based Cognitive Radio Communication Spectrum Sensing Algorithms

Zhang Duoyun, He Zihao, Liang Hui

The 36th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Jiaxing, Zhejiang 314000

Abstract : To address the challenges of detecting low signal-to-noise ratio (SNR) signals in complex electromagnetic environments and the inadequacies of model real-time performance and lightweight adaptability in cognitive radio spectrum sensing, this paper focuses on the optimization and experimental validation of deep learning-based spectrum sensing algorithms. By integrating the time-frequency coupling and temporal dynamic characteristics of spectrum signals, a hybrid "CNN-LSTM-Attention" model is designed. This model utilizes CNN to extract spatial features, LSTM to capture temporal dependencies, and an attention mechanism to focus on critical information. Simultaneously, the data preprocessing workflow is optimized, employing time-frequency conversion, denoising, and data augmentation techniques to enhance data quality. Furthermore, optimization strategies are proposed from three aspects: loss function, lightweight design, and generalization capability. Focal Loss is used to strengthen learning from difficult samples, model compression is achieved through channel pruning and quantization-aware training, and robustness is improved by leveraging regularization and transfer learning. Simulation experiments demonstrate that the model achieves a detection probability of 90.3% at a low SNR (−10 dB), reduces parameter count by 47.8%, and has an inference time of only 5.7 ms. Semi-physical experiments based on the USRP B210 validate the algorithm's superior performance in static, dynamic, and interference scenarios, with an average inference time of 6.8 ms, meeting the real-time and engineering requirements of cognitive radio. This research provides a feasible solution for the intelligent upgrade of cognitive radio spectrum sensing.

Keywords : cognitive radio; spectrum sensing; deep learning; hybrid model

引言

随着 5G/6G、物联网等无线通信技术的高速发展, 各类终端设备数量呈指数级增长, 频谱资源供需矛盾日益凸显, 成为制约通信系统性能提升的核心瓶颈。认知无线电通过动态感知、智能决策与自适应调整, 实现频谱资源的高效复用, 被视为解决频谱稀缺问题的

作者简介

张夺赞 (1981–), 男, 高级工程师, 2004年毕业于四川大学电子信息学院, 主要研究方向为总体技术与系统工程。

何子皓 (1997–), 男, 助理工程师, 2023年毕业于电子科技大学, 主要研究方向为电子信息工程

梁辉 (1994–), 男, 助理工程师, 2022年毕业于东北大学, 主要研究方向为总体技术与系统工程

关键技术。其中，频谱感知作为认知无线电的核心前提，需精准识别授权用户信号的存在状态，为动态频谱接入提供可靠依据，其检测性能直接决定整个认知通信系统的可用性。传统频谱感知算法依赖人工设计特征，在低信噪比、多干扰、信号动态变化等复杂电磁环境下，存在检测概率低、鲁棒性差、适应性不足等问题。然而现有基于深度学习的频谱感知研究仍存在诸多局限，单一深度学习模型难以同时捕捉频谱信号的空间局部特征与时序动态依赖，导致复杂场景下性能受限；模型参数量大、计算复杂度高，难以适配认知无线电终端等资源受限设备；多数研究仅停留在仿真层面，缺乏真实无线环境下的半实物实验验证，算法工程化应用价值不足。针对上述问题，本文聚焦深度学习在频谱感知中的优化设计与实验验证，旨在提升复杂环境下的检测性能、降低模型复杂度、增强算法实用性。

一、基于深度学习的频谱感知模型设计与优化

（一）深度学习基本原理

所谓认知通信，即将 CR 技术应用于跳频通信系统中。通过将频谱感知功能。

嵌入到通信电台中，频谱分析、不确定推理与决策和智能学习过程模块置于 PC。

机中，实现整个认知通信过程^[1]。深度学习通过自动提取特征，摆脱了人工设计的依赖，能有效匹配频谱信号的时频耦合、动态时序和噪声敏感等核心特性。CNN 擅长将频谱信号转换成的时频图视为二维图像，通过卷积和池化操作捕捉频率峰值等局部空间模式；而 RNN 及其变体 LSTM/GRU 则专注于处理 I/Q 采样这类一维时序信号，利用其记忆单元和门控机制捕捉信号的出现、消失等动态特性^[2]。此外，注意力机制能为关键特征分配更高权重，使模型在低信噪比下聚焦于微弱信号并抑制干扰；自编码器则通过学习数据的紧凑表示，不仅能用于无监督特征提取，其变体还能进行数据增强，在半监督场景中表现优异。

（二）频谱感知数据预处理

频谱感知的原始数据包含噪声、干扰及冗余信息，预处理是提升模型性能的关键环节，需兼顾频谱信号特性与深度学习模型输入要求^[3]。通过 SDR 设备采集原始 I/Q 信号，并进行校准以消除硬件误差^[4]。根据模型需求选择合适的特征形式，可将 I/Q 序列转换为二维时频图（如 STFT 或小波变换）以供 CNN 使用，或保留为双通道一维向量以供 LSTM/GRU 处理。通过小波去噪、中值滤波等方法抑制噪声，并剔除异常样本。对数据进行标准化（如 Z-score）以加速模型收敛，并采用裁剪、加噪、翻转等数据增强技术来应对样本不平衡和场景单一的问题。完成“有 / 无信号”或多分类标签的标注，并按一定比例（如 7:2:1）划分为训练集、验证集和测试集，确保各集合数据分布一致。

（三）面向频谱感知的深度学习模型设计

针对频谱信号“时频耦合 + 时序动态”的双重特性，设计“CNN-LSTM-Attention”混合模型，实现空间特征与时序特征的协同学习^[5]。模型以 64×64 的时频图作为输入，通过一个三层卷积 - 池化 CNN 模块提取频率峰值、带宽等局部空间特征。然后特征被展平并降维，输入给一个双向 LSTM 模块，以捕捉信号出现、消失等时序动态依赖。注意力机制对 LSTM 提取的时序

特征分配权重，聚焦于信号存在等关键信息^[6]。通过全连接层和 Sigmoid 函数输出信号存在的概率。该混合模型协同学习了空间与时序特征，结合注意力机制增强了对微弱信号的感知能力，相比单一模型在低信噪比等复杂场景下表现更优。

（四）模型优化策略

为提升模型检测性能、降低计算复杂度以适应资源受限的无线设备，从损失函数、轻量化、泛化能力等维度设计优化策略。在损失函数方面，采用 Focal Loss 来增强对“有信号”等难样本（尤其是低信噪比样本）的学习权重，从而有效提升检测概率。在模型轻量化上，通过通道剪枝和量化感知训练，在精度损失极小的情况下，大幅减少模型参数量和存储空间，提升推理速度以适配嵌入式设备^[7]。为增强泛化能力，结合 Dropout 和 L2 正则化防止过拟合，并利用迁移学习在公开数据集上预训练后再针对目标场景微调，显著提升小样本场景下的性能。训练策略上，采用余弦退火学习率平衡收敛速度与精度，并利用早停策略防止过拟合。最后，通过集成多个模型的预测结果（软投票），能有效降低虚警概率，提升模型稳定性。这些策略的综合应用，使模型在保持高精度的同时，满足了认知无线电对实时性和轻量化的严苛要求。

二、仿真实验与性能分析

（一）仿真实验平台搭建

为验证算法性能，搭建了综合实验平台。软件层面，基于 Python 3.9 和 PyTorch 1.13 框架进行模型训练与推理，利用 NumPy、SciPy 等库进行数据预处理，并通过 MATLAB 与 Commpy 库仿真通信信号与信道^[8]。硬件平台则采用搭载 Intel i9-12900K CPU、NVIDIA RTX 4090 GPU 和 64GB 内存的高性能工作站，运行 Ubuntu 22.04 系统，以保障高效的数据处理与模型训练。该平台实现了从信号生成到性能评估的全流程自动化，为实验提供了稳定且可复现的支撑环境。

（二）数据集生成与参数设置

实验数据集通过仿真生成，以覆盖认知无线电常见的信号类型与信道条件。信号类型包含 BPSK、QPSK 等四种调制信号及纯噪声，中心频率为 2.4GHz，带宽 20MHz。信噪比（SNR）范围设定为 -15dB 至 10dB，共生成 312,000 个样本，并按 7:2:1 划分

为训练集、验证集和测试集，确保各子集信号类型与 SNR 分布一致^[9]。模型训练采用 Adam 优化器、Focal Loss 损失函数，批量大小为 128，训练 60 个 epoch。为验证模型优越性，选取了能量检测、循环平稳检测两种传统算法，以及纯 CNN、纯 LSTM 和一种无注意力的 CNN-LSTM 模型作为对比算法。

（三）仿真结果与分析

在低信噪比（-10dB）下，检测概率（Pd）达 90.3%，远超传统及对比深度学习模型，这得益于混合模型对时频与时序特征的协同捕捉，以及注意力机制对微弱信号的聚焦。在高信噪比时，Pd 稳定在 98% 以上，虚警概率（Pf）低于 3%。模型的 ROC 曲线和 AUC 值（0.986）也均优于其他算法，证明了其更强的区分能力^[10]。消融实验表明，去除注意力机制或 Focal Loss 均会导致性能显著下降，而通道剪枝使参数量减少 47.8%，推理时间缩短至 5.7ms，精度损失仅 1.2%。模型在检测精度、鲁棒性与实时性之间取得了良好平衡，满足认知无线电的严苛需求。

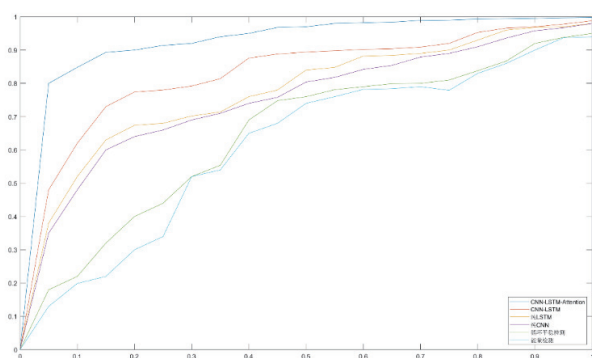


图1各算法的 ROC 曲线（低信噪比）

图1中所示是在低信噪比（-10dB）下，CNN-LSTM-Attention、纯 CNN、纯 LSTM、一种无注意力的 CNN-LSTM 模型以及能量检测、循环平稳检测两种传统算法的 ROC 曲线，从中可以看出 CNN-LSTM-Attention 的 AUC 值最大，由此可以看出“CNN-LSTM-Attention”模型比其他模型、算法更有优势。

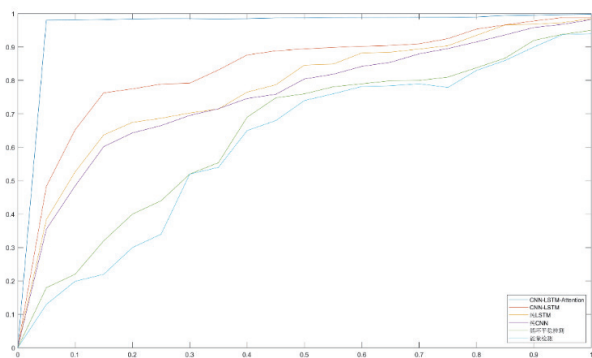


图2各算法的 ROC 曲线（高信噪比）

图2中所示是在高信噪比下，CNN-LSTM-Attention、纯 CNN、纯 LSTM、一种无注意力的 CNN-LSTM 模型以及能量检测、循环平稳检测两种传统算法的 ROC 曲线，从中可以看出 CNN-LSTM-Attention 的 AUC 值最大，而且可以看出“CNN-LSTM-Attention”模型的 Pd 稳定在 98% 以上比其他模型、算法更有优势。

三、基于软件无线电平台的半实物测试验证

（一）测试平台硬件与软件架构

为验证所提算法在实际无线环境中的有效性，搭建由信号发射、接收、处理单元组成的软件无线电（SDR）半实物实验平台，实现“真实信号传输 + 模型实时推理”的闭环验证。硬件上，采用两台 USRP B210 作为收发信机，配备 2.4GHz 天线，由一台工业级嵌入式计算机负责信号处理。软件上，基于 GNURadio 生成 BPSK/QPSK 等调制信号并控制其发射状态，同时实时采集空中信号作为带标签数据。采集的 I/Q 数据经预处理后，由通过 TensorRT 加速的优化模型进行实时推理。整个平台通过 TCP/IP 协议实现时钟同步，确保了信号发射、采集与推理的时间一致性，从而在真实无线环境中有效验证了算法性能。

（二）测试场景设计

结合认知无线电典型应用场景，设计三类场景以全面验证算法在真实环境中的鲁棒性。静态场景中，收发信机固定于 10 米距离，连续发射 QPSK 信号，以测试平稳信道下的基础性能。动态场景模拟用户移动，发射端在 5 至 20 米范围内随机移动，信号强度随之波动，并交替发射 BPSK 与 QPSK 信号，以检验算法对动态变化的适应性。干扰场景则在静态环境中引入蓝牙和 WiFi 干扰源，模拟复杂电磁环境，以评估算法的抗干扰能力。三类场景均采集 10 分钟数据，生成约 17500 个带标签的样本，用于全面评估算法性能。

（三）测试流程

测试流程分为设备校准、信号发射、数据采集、模型推理与结果统计五个阶段。测试前对 USRP 发射端与接收端进行时钟同步，消除频率偏移；通过矢量网络分析仪测量天线增益与电缆损耗，修正接收信号功率；采集纯噪声样本，计算噪声方差用于后续预处理归一化。信号发射配置阶段，在 GNURadio 中加载对应场景的发射流程图，设置调制方式、中心频率、发射功率等参数，启动发射端，通过频谱分析仪监测信号频谱，确保发射信号符合预期。数据采集阶段，接收端启动 GNURadio 采集流程，将 I/Q 数据按时间戳分段存储，同时通过串口记录发射端状态，确保数据与标签的时间对齐。模型实时推理阶段，处理单元读取采集的 I/Q 文件，实时进行预处理，输入部署的 TensorRT 模型，输出每个样本的检测概率，记录推理结果。结果统计阶段，将模型检测结果与实际标签对比，按场景划分计算 Pd、Pf 及平均推理时间，通过 Matplotlib 绘制性能曲线，与仿真结果进行差异分析。

（四）测试结果与讨论

半实物测试结果表明，所提算法在真实环境中仍保持优异性能，同时暴露了仿真与实际场景的关键差异。在静态场景下，模型性能接近仿真水平，注意力机制有效抑制了多径效应影响。在动态场景中，LSTM 与注意力机制协同作用，使模型对信号强度波动保持鲁棒性。在复杂干扰场景下，注意力机制能聚焦目标信号并抑制干扰，性能显著优于传统算法。实时性方面，模型平均推理时间为 6.8ms，满足认知无线电要求，轻量化设计也适配嵌入式设备。算法在真实无线环境中展现出优异的鲁棒性和实用性，

为认知无线电的工程化应用提供了可行方案。

四、结束语

本文围绕认知无线电频谱感知的核心需求，针对复杂电磁环境下低信噪比信号检测难、模型轻量化不足、工程化适配性差等问题，开展了基于深度学习的算法优化与实验验证研究，形成了“模型设计－策略优化－仿真验证－半实物落地”的完整解决方案。研究通过设计“CNN-LSTM-Attention”混合模型，

实现了频谱信号空间特征与时序动态的协同学习，结合 Focal Loss、通道剪枝、正则化等优化策略，在提升低信噪比场景检测性能的同时，有效降低了模型复杂度与推理延迟。未来可引入 Transformer 等更先进的深度学习架构，融合多尺度时频特征与时空联合特征，提升对复杂信号的感知能力；探索联邦学习、边缘计算等技术与频谱感知的结合，解决多节点数据隐私保护与协同感知问题；拓展实验场景与信号类型，进一步优化模型的泛化能力与极端环境适应性，推动认知无线电技术在 5G/6G、物联网等领域的规模化应用。

参考文献

-
- [1] 洪雪华. 认知通信中的频谱感知算法优化 [D]. 天津：天津大学，2014. DOI:10.7666/d.D654482.
 - [2] 邓瑜. 基于智能优化方法的认知无线电频谱感知算法的研究 [D]. 吉首大学，2016. DOI:10.7666/d.D01126065.
 - [3] 姜显扬, 夏凯莉, 唐向宏. 认知无线电频谱感知估计时延的随机规划优化算法 [J]. 电子与信息学报, 2017, 39(11): 2548–2555. DOI:10.11999/JEIT170122.
 - [4] 刘鑫, 何晨光, 谭学治. 认知无线电加权联合频谱感知优化算法 [J]. 四川大学学报（工程科学版）, 2013, 45(1): 152–157.
 - [5] 于涛. 认知无线电网络中的频谱感知算法研究 [D]. 陕西：西安电子科技大学，2011. DOI:10.7666/d.Y1867221.
 - [6] 顾玲玲. 认知无线电频谱感知门限优化研究 [D]. 江苏：中国矿业大学，2015.
 - [7] 钱荣鑫. 认知无线电频谱感知算法研究 [D]. 黑龙江：哈尔滨工程大学，2015. DOI:10.7666/d.D751008.
 - [8] 刘鑫. 认知无线电集中式联合频谱感知算法研究 [D]. 黑龙江：哈尔滨工业大学，2012. DOI:10.7666/d.D242047.
 - [9] 薄萍萍. 基于差分进化算法的认知无线电频谱感知研究 [D]. 黑龙江：哈尔滨工程大学，2012. DOI:10.7666/d.Y2235676.
 - [10] 张雯. 认知无线电频谱感知技术性能分析及优化 [D]. 陕西：西安电子科技大学，2011. DOI:10.7666/d.Y1958723.