

深度学习在通信信号处理中的应用

范玉权

中国电信股份有限公司南宁分公司 广西 南宁 530022

摘要: 在通信技术快速发展的当下,深度学习与通信信号处理的融合成为提升通信系统性能的关键。本文阐述了二者的基础理论及结合方式,探讨了深度学习在调制识别、信道编码等关键领域的应用,分析了模型轻量化、鲁棒性增强等改进优化方法。深度学习凭借强大的自适应学习能力、处理复杂信号能力和可扩展性,显著优于传统方法,为通信技术发展带来新突破。

关键词: 深度学习; 通信信号; 处理; 应用

1 通信信号处理与深度学习技术基础

1.1 通信信号处理基本流程

通信信号处理作为通信系统的核心环节,其基本流程涵盖信号的采集、预处理、特征提取、分析与处理以及输出等多个步骤。在信号采集阶段,通过各类传感器、天线等设备获取承载信息的电信号或电磁波信号。采集到的原始信号往往夹杂着噪声和干扰,这就需要进入预处理环节,通过滤波、放大、采样等操作,提升信号质量,使信号更适合后续处理。特征提取是通信信号处理的关键步骤,旨在从预处理后的信号中提取能够表征信号本质特征的特征参数,如信号的频率、相位、幅度等。这些特征参数为后续的信号分析与处理提供依据,常见的分析处理方法包括调制解调、编码解码、信道均衡等,通过这些操作实现信号的有效传输与信息提取。最后,经过处理的信号以合适的形式输出,供用户或其他系统使用。整个流程环环相扣,任何一个环节出现问题都可能影响通信质量。

1.2 深度学习核心模型与工具

深度学习作为人工智能领域的重要分支,拥有一系列核心模型与工具。卷积神经网络(CNN)凭借其局部连接和权值共享的特性,在图像、语音等信号处理领域展现出强大的特征提取能力,能够自动从大量数据中学习信号的局部特征和层次结构;循环神经网络(RNN)及其变体长短时记忆网络(LSTM)、门控循环单元(GRU),则擅长处理具有时序依赖关系的数据,对于处理随时间变化的通信信号序列具有独特优势^[1]。Transformer模型凭借自注意力机制,在自然语言处理、信号处理等多个领域取得了优异成绩,能够高效地捕捉信号中的长距离依赖关系。在深度学习工具方面,TensorFlow、PyTorch等深度学习框架被广泛应用。TensorFlow具有强大的分布式计算能力和可视化工具,便于大规模深度学习模型的开发

与部署;PyTorch则以其动态计算图和简洁的代码风格,受到众多科研人员和开发者的青睐,方便快速搭建和调试深度学习模型。

1.3 深度学习与通信系统的结合方式

深度学习与通信系统的结合主要体现在多个层面。在物理层,深度学习可以应用于信号的调制解调、信道编码解码、信道估计与均衡等环节,通过学习大量的信号数据,自动优化信号处理算法,提升物理层的传输效率和可靠性。在网络层,深度学习可用于网络资源分配、路由优化等,根据网络流量、用户需求等动态调整网络策略,提高网络的整体性能和资源利用率。

2 深度学习在通信信号处理中的关键应用

2.1 调制识别与信号分类

调制识别与信号分类是通信信号处理中的重要任务。传统方法在复杂信道环境下,对信号调制方式的识别准确率较低。而深度学习凭借其强大的特征学习能力,能够从大量的信号数据中自动提取出高维、抽象的特征,从而实现准确的调制识别与信号分类。例如,通过构建CNN模型,对不同调制方式的信号进行训练,模型可以学习到每种调制方式的独特特征模式,在测试阶段能够快速、准确地识别输入信号的调制方式。

2.2 信道编码与解码

信道编码的目的是通过增加冗余信息来提高信号在传输过程中的抗干扰能力,而解码则是恢复原始信息。深度学习在信道编码与解码方面的应用为这一过程带来了新的思路。传统的信道编码算法如卷积码、Turbo码等,虽然在一定程度上提高了通信的可靠性,但存在计算复杂度高、性能优化困难等问题。利用深度学习模型,可以通过对大量的编码解码数据进行训练,学习到最优的编码解码策略^[2]。

2.3 信道估计与均衡

信道估计与均衡是克服信道衰落、实现可靠通信的关键技术。在复杂多变的通信信道中，信道特性会随时间、空间等因素发生变化，准确地估计信道状态并进行均衡处理至关重要。深度学习可以利用其强大的非线性映射能力，从接收信号中学习到信道的特性。例如，采用深度学习模型对信道的频率响应、时延扩展等参数进行估计，能够更准确地捕捉信道的时变特性。基于深度学习的信道均衡算法，可以自适应地调整均衡器的参数，有效消除码间干扰，提高信号的接收质量。这种方法在高速无线通信、水下通信等场景中具有重要的应用价值。

2.4 智能信号检测

智能信号检测是深度学习在通信信号处理中的又一重要应用。在传统的信号检测方法中，往往需要假设信号和噪声的统计特性，并且在复杂环境下性能会受到较大影响。深度学习通过对大量的信号样本进行学习，能够直接从接收信号中提取出信号的特征，实现智能信号检测。例如，利用深度学习模型可以在低信噪比环境下准确检测出微弱信号，并且能够区分不同类型的信号。

2.5 端到端通信系统设计

端到端通信系统设计旨在将通信系统的各个环节作为一个整体进行优化，以实现更高的通信性能。深度学习为端到端通信系统设计提供了新的途径。通过构建深度学习模型，可以将信号的发送、传输、接收等过程进

行联合优化，避免传统方法中各个环节独立设计带来的性能损失。例如，基于深度学习的端到端通信系统可以直接学习到从信源到信宿的最优映射关系，无需传统的调制解调、信道编码解码等复杂中间环节，简化系统设计的同时，提高通信效率和可靠性。这种设计方法在未来的智能通信系统中具有巨大的发展潜力。

2.6 物理层安全与抗干扰

在通信安全日益重要的今天，深度学习在物理层安全与抗干扰方面发挥着重要作用。深度学习可以用于检测和防范各种物理层攻击，如窃听、干扰等。通过学习正常通信信号和攻击信号的特征，深度学习模型能够准确识别攻击行为，并采取相应的防御措施。例如，利用深度学习算法可以生成具有抗干扰能力的信号波形，通过对干扰信号的特征进行学习，调整发送信号的参数，降低干扰对通信的影响。

3 深度学习方法的改进与优化

3.1 模型轻量化与实时性提升

在5G与物联网快速发展的背景下，资源受限设备对深度学习模型的部署提出严苛挑战。以智能电表、无线传感器节点为例，这类设备的处理器算力仅为普通服务器的千分之一，内存容量不足1GB，若直接运行完整的深度学习模型，单次推理耗时可达数秒，无法满足实时通信需求。模型轻量化通过参数压缩与计算优化，使复杂模型适配低功耗设备^[3]。

表1 展示了不同轻量化技术对模型性能的综合影响

轻量化技术	具体方式	典型案例	性能提升效果
剪枝技术	删除冗余连接	对ResNet-50网络采用Lasso剪枝算法	模型参数量减少40%，图像识别准确率仅下降1.2%
量化技术	降低数据精度	TensorFlowLite框架支持INT8量化	模型存储大小压缩75%，在树莓派4上运行MNIST识别任务时，推理速度提升3倍
知识蒸馏技术	“教师-学生”模型架构传递知识	华为诺亚方舟实验室将BERT模型的知识迁移至MobileBERT	模型体积缩小8.4倍，推理速度提升4倍

这些技术的协同应用，使深度学习模型在通信设备上的部署成本降低60%以上，有效推动了边缘计算场景下的实时信号处理应用。

3.2 模型鲁棒性增强

在城市蜂窝网络中，每秒可能遭受数百次电磁干扰；卫星通信面临电离层闪烁导致的信号衰落。传统模型在-5dB信噪比环境下，调制识别准确率会骤降至30%，严重影响通信可靠性。鲁棒性增强技术通过数据与算法双维度优化，提升模型抗干扰能力。数据增强通过模拟真实干扰场景扩充数据集，在水声通信研究中，对原始信号叠加舰船噪声、海洋湍流等12类真实噪声样本，使训练数据量扩充5倍，模型在复杂海况下的识别准确率从

68%提升至89%。

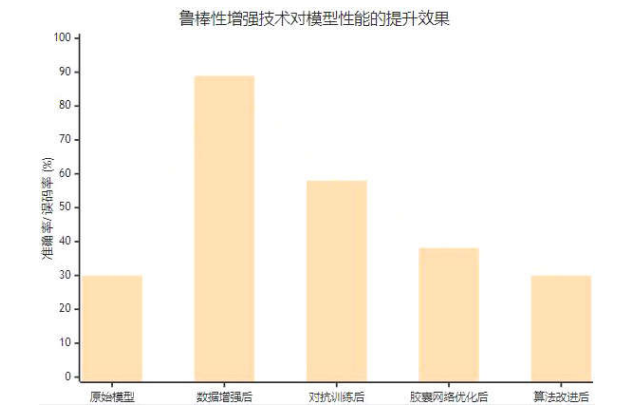


图2 鲁棒性增强技术对模型性能的提升效果

3.3 结合传统信号处理的混合架构

传统信号处理方法与深度学习的融合正重塑通信系统架构。以OFDM通信系统为例，传统的循环前缀

(CP)技术虽能解决符号间干扰，但造成25%的带宽浪费；而深度学习虽可自适应优化CP长度，但在低信噪比下性能不稳定。混合架构通过优势互补突破技术瓶颈。

表3 混合架构与传统方法、纯深度学习方法的性能对比

处理阶段	融合方式	应用案例	性能提升指标	提升效果
预处理阶段	传统滤波算法+深度学习	我国科学院提出的混合预处理方案 (维纳滤波+卷积自编码器)	信噪比、信号识别准确率	信噪比提升15dB，信号识别准确率提高至92%
后处理阶段	深度学习+传统算法	毫米波通信的信道均衡 (深度神经网络+最小均方算法)	系统误码率	降低至 10^{-4} 量级
模型融合	传统通信理论嵌入深度学习	东南大学设计的物理层感知神经网络 (将信道容量公式作为损失函数约束条件)	频谱效率	较纯深度学习方案提升18%

表3展示了混合架构在不同通信场景下相较于传统方法和纯深度学习方法的性能优势。在预处理、后处理及模型融合等方面，混合架构均展现出更优的性能表现，验证了其在通信系统性能优化中的巨大潜力。

4 深度学习在通信信号处理中的优势

深度学习具有强大的自适应学习能力，能够自动从大量的数据中学习信号的特征和规律，无需人工手动设计复杂的特征提取算法。在复杂多变的通信环境中，传统方法往往难以适应环境的变化，而深度学习模型可以通过不断学习新的数据，自动调整模型参数，优化信号处理算法，实现对不同信道条件、不同信号类型的自适应处理，大大提高了通信系统的灵活性和适应性。深度学习能够处理高维、非线性的复杂信号，通信信号在传输过程中会受到各种因素的影响，呈现出复杂的非线性特性。传统方法在处理这类信号时，往往需要进行大量的简化和假设，导致处理效果不佳^[4]。

结束语

深度学习在通信信号处理领域已取得显著成果，革新了传统信号处理方式，提升了通信系统性能。然而仍面临模型资源消耗大、鲁棒性不足等挑战。未来，需进一步优化深度学习方法，加强与传统技术融合，探索在更多场景的应用，以推动通信技术向智能化、高效化方向持续发展，满足不断增长的通信需求。

参考文献

[1]黄乐,夏志军,周胜增,原玉婷,王静怡.基于深度学习的水声通信信号调制类型识别[J].舰船科学技术,2024,46(09):117-124.

[2]程涛,姚万华,姚克,栗高尚.基于深度学习的噪声背景通信信号端点检测[J].无线互联科技,2023,19(02):13-19.

[3]蒋曾辉,曾维军,陈璞,等.面向调制识别的对抗样本研究综述[J].信息安全,2023,23(6):74-90.

[4]张雄伟,李毅豪,孙蒙,等.单通道语音增强中深度学习方法研究现状与展望[J].陆军工程大学学报,2022,1(5):1-12.