

深度学习在通信感知一体化系统中的应用

蔡诚诚

中国移动通信集团广东有限公司潮州分公司 广东 潮州 521000

摘要:深度学习凭借强大的特征提取、模式识别与自适应学习能力,为通信感知一体化系统带来新突破。在波形设计与优化中,其可生成满足特定需求的波形并实现参数自适应调整;干扰管理方面,能精准识别与抑制干扰,协调多用户资源分配;高精度定位与成像里,可提取目标特征、重建与增强图像;在硬件与信号处理模块优化上,能优化硬件架构参数、改进信号处理算法并实现硬件加速。深度学习推动通信感知一体化系统向更高效、智能方向发展。

关键词:通信感知一体化;深度学习;应用

1 深度学习理论基础

深度学习作为机器学习的重要分支,其理论基础根植于多个数学与计算机科学领域,构建起了强大的模型与算法体系。在数学层面,线性代数是深度学习的基石。神经网络中的每一层都可看作是一个线性变换,通过矩阵乘法实现特征空间的映射。例如,全连接层利用权重矩阵将输入数据转换到新的特征空间,以提取更高层次的抽象特征。微积分在反向传播算法中发挥着关键作用,通过计算损失函数对模型参数的梯度,实现参数的更新优化。梯度下降法及其变种(如随机梯度下降、Adam等)借助微积分知识,沿着损失函数的负梯度方向不断调整参数,逐步逼近最优解。概率论与数理统计为深度学习提供不确定性建模与分析的工具。在处理分类、回归等问题时,常使用概率分布来描述数据的生成过程。例如,在图像分类中,通过假设各类别的数据服从特定的概率分布,利用贝叶斯定理进行类别预测。统计推断方法可用于评估模型的性能和泛化能力,判断模型是否在训练数据和测试数据上都能取得良好的效果。计算机科学中的算法设计思想在深度学习中也体现得淋漓尽致^[1]。神经网络的结构设计借鉴生物神经系统的层次化、模块化思想,通过堆叠多层神经元构建深度模型,实现对复杂函数的高效逼近。深度学习框架(如TensorFlow、PyTorch)的不断发展,为深度学习算法的实现和应用提供高效的计算平台,使得研究人员和开发者能够更加便捷地构建、训练和部署深度学习模型。

2 通信感知一体化系统的基本原理

通信感知一体化系统是通信与感知技术深度融合的创新架构,旨在借助同一套硬件设备与信号资源,同时实现高效通信与精准感知功能。从信号层面看,系统发射的信号既承载通信信息,又具备感知特性。以正交频分复用(OFDM)信号为例,在通信场景中,它通过将

高速数据流拆分成多个低速子流,分配到不同子载波上传输,实现高效通信;在感知场景里,其时频特性可用于目标探测,通过分析回波信号的时延、多普勒频移等信息,获取目标的距离、速度等参数。在硬件架构上,通信感知一体化系统采用共享天线、射频前端等硬件资源。共享天线既负责接收和发射通信信号,也用于感知信号的收发;射频前端对信号进行放大、滤波等处理,同时满足通信和感知的信号质量要求。信号处理算法是关键。系统需设计专门的算法来分离通信和感知信号,确保两者互不干扰。对于感知信号,运用雷达信号处理技术,如匹配滤波、恒虚警检测等,从回波中提取目标信息;通信信号则采用传统的调制解调、信道编码等技术,实现可靠的数据传输。通过这种融合架构,通信感知一体化系统能在资源受限环境下,同时完成通信与感知任务,为智能交通、物联网、无人机等领域提供更高效、更集成的解决方案。

3 通信感知一体化系统的关键技术

3.1 波形设计与优化技术

波形设计与优化技术是通信感知一体化系统的核心基础,其设计的好坏直接关系到系统通信与感知的性能。从通信角度,波形需具备良好的频谱效率和抗干扰能力。例如,采用正交频分复用(OFDM)波形,通过将高速数据流拆分成多个低速子流并分配到不同子载波上传输,能有效提高频谱利用率,同时利用子载波的正交性降低子载波间干扰。还可引入自适应调制编码技术,根据信道条件动态调整调制方式和编码速率,在保证通信可靠性的前提下最大化数据传输速率。对于感知功能,波形设计要考虑目标回波特性和线性调频(LFM)信号是一种常用的感知波形,其频率随时间线性变化,在接收端通过匹配滤波处理可获得较高的距离分辨率^[2]。为了实现多目标感知,可设计具有不同频率或码字的波

形,通过区分不同波形的回波来识别和跟踪多个目标。波形优化则是在综合考虑通信和感知需求的基础上,对波形参数进行调整和改进。还可采用机器学习算法对波形进行智能优化,根据不同的应用场景和目标特性,自动生成最优的波形参数组合。

3.2 干扰管理技术

在通信感知一体化系统中,通信和感知功能共享同一套硬件和信号资源,容易产生相互干扰,因此干扰管理技术至关重要。对于通信干扰,主要来自感知信号对通信信道的占用以及通信信号自身的多径效应等。可采用空时频编码技术,通过对通信信号进行特定的编码和调制,使其在频域和时域上具有一定的抗干扰特性。例如,采用低密度奇偶校验(LDPC)码或极化码等先进的信道编码技术,提高通信信号的纠错能力,降低感知信号干扰对通信质量的影响。感知干扰主要来自通信信号对感知回波的干扰以及环境中的其他噪声。可利用自适应滤波技术,在接收端对感知回波进行滤波处理,抑制通信信号和其他噪声的干扰。采用波束成形技术,通过调整天线阵列的权重,使通信信号和感知信号在空间上分离,减少相互干扰。还可采用智能干扰协调算法,根据通信和感知的任务需求,动态调整信号的发射功率和波形参数,实现两者的平衡与协同。

3.3 高精度定位与成像技术

高精度定位与成像技术是通信感知一体化系统实现精准感知的重要手段。

在定位方面,基于多输入多输出(MIMO)技术可实现高精度定位。通过在发射端和接收端配置多根天线,利用空间分集增益和波束成形技术,可精确测量目标的方向和距离。成像技术则利用合成孔径雷达(SAR)等原理,通过发射和接收多个位置的信号,对目标进行成像。在无人机侦察场景中,无人机搭载的通信感知一体化系统可利用SAR成像技术,对地面目标进行高分辨率成像,获取目标的详细特征信息,同时实现与地面站的通信。为提高定位与成像的精度,还可采用超分辨率算法,对接收到的信号进行进一步处理,消除噪声和干扰,提高目标参数的估计精度。通信感知一体化系统的波形设计与优化技术、干扰管理技术以及高精度定位与成像技术相互协同,共同提升系统的综合性能。通过优化波形设计减少通信对感知的干扰,同时利用感知的信息优化波形设计,形成一个闭环的技术提升路径,使系统在通信与感知两方面均达到最优效果。

4 深度学习在通信感知一体化系统中的应用探索

4.1 深度学习在波形设计与优化中的应用

在通信感知一体化系统中,波形设计与优化是提升系统性能的关键环节。传统方法在面对复杂多变的通信和感知环境时,往往难以实现最优的波形设计。深度学习技术的引入为这一难题提供了新的解决思路。深度学习模型具有强大的特征提取和模式识别能力,在波形设计方面,可通过构建生成对抗网络(GAN)来生成满足特定需求的波形。生成器网络负责生成波形样本,判别器网络则判断生成的波形是否符合通信和感知的性能指标。通过不断地对抗训练,生成器能够学习到最优的波形生成策略,从而生成具有良好频谱效率和抗干扰能力的波形^[1]。对于波形优化,深度学习中的强化学习算法展现出巨大潜力。将波形参数作为智能体的动作,通信和感知的性能指标作为奖励函数,通过智能体与环境的交互学习,不断调整波形参数,以实现系统性能的最优化。例如,在动态变化的无线环境中,智能体可以根据实时的信道状态信息和感知目标特性,自动调整波形的调制方式、带宽等参数,使系统始终保持最佳的工作状态。深度学习还可以用于波形的自适应调整。通过对历史数据的学习,模型可以预测不同场景下最优的波形参数,当环境发生变化时,能够快速调整波形以适应新的需求。这种自适应能力使得通信感知一体化系统在复杂多变的实际应用场景中具有更强的鲁棒性和灵活性。

4.2 深度学习在干扰管理中的应用

通信感知一体化系统中,通信和感知功能的相互干扰是影响系统性能的重要因素。深度学习技术为干扰管理提供了新的方法和手段,在干扰识别方面,深度学习模型可以通过对大量干扰信号样本的学习,提取干扰信号的特征,实现对不同类型干扰的准确识别。例如,卷积神经网络(CNN)可以处理一维的干扰信号序列,通过卷积层和池化层的组合,提取信号的局部特征和全局特征,然后通过全连接层进行分类,判断干扰信号的类型。这种自动化的干扰识别方法相比传统方法具有更高的准确性和效率。在干扰抑制方面,深度学习可以用于设计干扰抑制滤波器。通过训练神经网络模型,使其学习到干扰信号与期望信号之间的映射关系,从而在接收端对接收到的信号进行处理,抑制干扰信号的影响。例如,采用深度神经网络(DNN)作为干扰抑制滤波器,对接收到的通信和感知混合信号进行处理,可以有效地去除干扰信号,提高通信和感知的质量。深度学习还可以用于干扰协调,在多用户通信感知一体化系统中,不同用户之间的信号可能会相互干扰。通过深度学习算法,可以学习到用户之间的干扰关系,并动态调整用户的发射功率、波形参数等,实现干扰的协调和优化。例

如,利用深度强化学习算法,根据系统的整体性能指标,自动调整用户的资源分配策略,使系统在满足通信和感知需求的同时,最小化用户之间的干扰。

4.3 深度学习在高精度定位与成像中的应用

高精度定位与成像是通信感知一体化系统的重要应用之一,深度学习技术为提高定位和成像的精度提供了有力支持。在定位方面,深度学习可以用于目标特征提取和匹配,通过对大量目标位置数据的学习,深度学习模型可以提取目标的特征信息,如目标的形状、大小、运动轨迹等。在定位过程中,将接收到的信号与已知的目标特征进行匹配,从而实现目标的高精度定位。例如,在室内定位场景中,利用深度学习算法对WiFi信号强度、蓝牙信号等特征进行学习,可以实现对室内目标的精确定位。对于成像技术,深度学习可以用于图像重建和增强,在通信感知一体化系统中,接收到的信号经过处理后得到的图像可能存在噪声、模糊等问题。通过训练卷积神经网络模型,可以学习到图像的先验知识,对图像进行去噪、超分辨率重建等处理,提高图像的质量和清晰度。例如,在雷达感知成像中,利用深度学习算法对雷达回波信号进行处理,可以生成高分辨率的目标图像,为目标的识别和跟踪提供更准确的信息。深度学习还可以用于多源信息融合定位与成像,通信感知一体化系统通常可以获取多种类型的信息,如通信信号、感知信号、地理信息等。通过深度学习算法,可以将这些不同类型的信息进行融合,提取更丰富的目标特征,从而提高定位和成像的精度和可靠性。

4.4 深度学习在硬件与信号处理模块优化中的应用

深度学习技术不仅在通信感知一体化系统的算法层面发挥了重要作用,还在硬件与信号处理模块的优化中展现出巨大的潜力。在硬件设计方面,深度学习可以用于优化硬件架构和参数。通过对硬件性能和功耗的建模,利用深度学习算法搜索最优的硬件架构和参数组合。例如,在数字信号处理器(DSP)的设计中,通过深

度强化学习算法可以自动调整DSP的指令集、流水线结构等参数,以提高DSP的处理速度和能效比^[4]。在信号处理模块的优化中,深度学习可以用于优化信号处理算法的实现。传统的信号处理算法通常基于固定的数学模型和规则,难以适应复杂多变的信号环境。深度学习算法可以通过学习信号的特征和规律,自动调整信号处理算法的参数和结构,实现更高效的信号处理。例如,在自适应滤波器的设计中,利用深度学习算法可以根据输入信号的特性自动调整滤波器的系数,提高滤波器的性能。深度学习还可以用于硬件加速,通过设计专门的深度学习硬件加速器,如神经网络处理器(NPU),可以加速深度学习算法在通信感知一体化系统中的运行。这些硬件加速器具有高效的并行计算能力和低功耗特性,能够满足系统对实时性和能效的要求。

结束语

深度学习在通信感知一体化系统中的应用探索,展现了其巨大的潜力和价值。它为解决系统中的诸多难题提供创新思路和方法,显著提升系统的性能和智能化水平。目前仍面临数据获取、模型复杂度与实时性平衡等挑战。未来,随着技术的不断进步,深度学习有望与通信感知一体化系统深度融合,催生更多新应用与新模式,为通信和感知领域带来新的变革与发展机遇。

参考文献

- [1]姜大洁,姚健,李健之,等.通信感知一体化关键技术与挑战[J].移动通信,2022,46(5):69-77.
- [2]张大庆,张扶桑,吴丹,等.基于CSI的通信感知一体化设计:问题、挑战和展望[J].移动通信,2022,46(5):8.
- [3]彭木根,刘喜庆,刘子乐,等.6G通信感知一体化理论与技术[J].控制与决策,2022,38(1):22-38.
- [4]黄哲,刘安.基于深度强化学习的联合通信感知系统波束优化方法[J].移动通信,2024,48(10):41-48.DOI:10.3969/j.issn.1006-1010.20241013-0003.