无线通信技术在 AI 方面的技术探讨和应用解析

刘　健

天津七一二通信广播股份有限公司　天津　300462

摘　要：AI 与无线通信技术融合推动底层架构创新，包括无线 AI 原生架构、模型训练与推理范式。AI 驱动无线通信在信道感知、资源分配、安全隐私保护等方面实现核心技术创新，并深化在超密集异构网络、工业互联网、车联网等场景的应用。但无线 AI 技术发展面临数据获取与模型训练、跨层协同与标准化、算力与能耗平衡等关键挑战，需探索无监督学习、统一接口规范、存算一体架构等解决方案。

关键词：无线通信技术；AI 技术；应用解析

引言： 在数字化浪潮中，AI 与无线通信技术的融合成为推动信息社会发展的关键力量。从底层架构创新到核心技术创新，再到典型场景的深化应用，AI 为无线通信带来了前所未有的变革。无线 AI 原生架构设计打破传统束缚，模型训练与推理范式不断优化，信道感知、资源分配、安全隐私保护等核心技术取得突破，在超密集异构网络、工业互联网、车联网等场景应用广泛。然而，其发展也面临数据获取、跨层协同、算力能耗平衡等诸多挑战。本文将深入探讨这一融合领域的现状与未来。

1 AI 与无线通信技术融合的底层架构创新

1.1 无线 AI 原生架构设计原理

空口协议重构的核心在于突破传统通信体系对固定流程与静态配置的依赖，通过人工智能驱动对信道状态信息反馈进行高效压缩，并优化波束管理流程。协议层能够根据实时信道条件动态调整参数，显著降低信令开销，提升链路自适应能力。分布式智能节点部署依托边缘计算与 AI 模型的协同，将决策能力下沉至基站、终端及核心网节点，使各节点具备独立感知环境、快速响应局部变化的能力，减少对中心控制单元的依赖，提升系统鲁棒性与扩展性。通算融合架构打破通信与计算资源之间的传统隔离，建立联合调度机制，统一管理无线传输带宽与计算处理能力，确保 AI 推理与数据传输在时延要求上精确匹配，支撑高动态业务需求。

1.2 无线 AI 模型训练与推理范式

联邦学习框架针对无线通信中数据分散且隐私要求高的特点，在本地设备训练子模型并仅上传更新参数，中心节点聚合生成全局模型，在不汇聚原始数据前提下实现知识共享，缓解数据孤岛问题，降低无线资源占用。模型压缩与量化技术面向终端算力有限且能耗受限的约束，通过精简网络结构、减少参数冗余及降低数值精度，生成轻量化模型，使边缘侧能够高效推理，减少对云端的依赖并缩短延迟。环境自适应模型更新引入在线学习机制，模型根据无线信道实时变化持续调整参数，无需中断服务即可捕捉信道统计特性的漂移，维持稳定的预测与决策性能[1]。

为系统总结上述无线 AI 底层架构创新的核心要素，表 1-1 从设计原理、关键技术及预期收益三个维度进行了归纳。

表 1-1　AI 与无线通信技术融合的底层架构创新要点

创新维度	设计原理	关键技术	预期收益
空口协议重构	突破固定流程与静态配置依赖，引入 AI 驱动处理机制	信道状态信息高效压缩、动态波束管理	降低信令开销，提升链路自适应能力与传输稳定性
分布式智能节点部署	决策能力下沉至边缘节点，减少对中心控制单元的依赖	边缘计算与 AI 模型协同、本地环境感知与响应	提升系统鲁棒性与扩展性
通算融合架构	打破通信与计算资源隔离，建立联合调度机制	无线传输带宽与计算处理能力统一管理	精确匹配 AI 推理与数据传输的时延要求
联邦学习框架	本地训练子模型，仅上传更新参数，中心节点聚合	分布式模型训练、隐私保护机制	缓解数据孤岛，降低无线资源占用
模型压缩与量化	精简网络结构、减少参数冗余、降低数值精度	轻量化模型设计、边缘高效推理	降低终端算力与能耗需求，缩短推理延迟
环境自适应模型更新	引入在线学习机制，持续调整模型参数	实时信道跟踪、无中断参数更新	维持动态传播条件下的稳定预测性能

2 AI 驱动的无线通信核心技术创新

2.1 信道感知与建模技术

深度学习信道估计采用卷积神经网络结构，自动提取接收信号中的空间与时间特征，实现对非线性信道响应的精确预测，突破传统线性估计算法在复杂环境下的性能限制，有效应对多径效应与多普勒扩展。毫米波频段智能波束成形引入强化学习机制，系统与环境持续交互，学习波束方向与信道状态的映射关系，优化波束搜索与对准流程，在无需先验信道信息的条件下快速锁定最优发射方向，克服高频段严重的路径损耗问题。多模态信道特征融合将时域衰落、频域选择性与空域能量分布联合建模，构建三维信道表征框架，全面捕捉无线传播环境的非平稳特性，增强密集城区、室内深度覆盖及高速移动等复杂场景下的信道适应能力。

2.2 资源分配与调度优化

人工智能赋能的动态频谱共享基于生成对抗网络的博弈机制，生成模块模拟频谱占用序列，判别模块评估生成序列与真实占用模式之间的差异，两者相互博弈直至生成模块能够准确预测主用户与次用户的频谱占用规律。基于预测结果，系统指导未授权用户动态接入空闲频段，实现跨系统间的频谱协调复用，提升整体频谱利用效率在 3.5GHz 频段实测中，频谱利用率提升 40%-60%。多用户多天线智能调度借助图神经网络对用户之间的干扰关系进行结构化建模，将无线接入网络中的用户视为图节点，干扰强度视为边权重，通过图节点间的信息传递与聚合机制，学习最优的用户配对与预编码选择策略，优化空间域的多用户复用能力在 32 天线系统中，系统吞吐量提升约 25%-35%[2]。

2.3 网络安全与隐私保护

AI 驱动的异常流量检测利用自编码器的压缩与重构特性，模型仅学习正常流量的特征分布，当输入包含攻击行为时重构误差显著偏离阈值，系统据此判定异常并触发防护，有效识别分布式拒绝服务攻击。物理层安全增强通过深度学习优化信道编码参数配置，使合法接收端保持低误码率而窃听端呈现高误码特性，从物理波形层面增强抗窃听能力，同时对抗恶意干扰信号。联邦学习隐私保护机制将差分隐私噪声与同态加密相结合，各参与方对本地梯度加密并添加噪声，中心节点在密文状态下完成聚合，确保原始数据与梯度信息不泄露，降低模型训练过程中的数据泄露风险[3]。

3 AI 在无线通信典型场景中的应用深化

3.1 超密集异构网络优化

小基站智能休眠控制采用长短期记忆网络对用户移动轨迹进行精确预测，该网络能够学习用户历史移动路径中的长期依赖关系与周期性规律，从而估计未来多个时刻用户与各小基站之间的相对位置关系。基于预测结果，系统动态决策每个小基站的激活或休眠状态，在用户即将到达前完成唤醒，在用户离开后及时关闭，在保证业务连续性的前提下显著降低超密集网络中大量小基站产生的静态功耗。宏微基站协同干扰抑制引入多智能体强化学习框架，将宏基站与各微基站视为具备独立学习和决策能力的智能体，每个智能体根据本地观测到的信道状态、用户反馈以及相邻基站的干扰水平，自主调整发射功率策略。智能体之间通过共享环境奖励信号形成间接协同，无需中心控制节点即可实现功率的分布式优化，有效抑制宏基站与微基站之间的跨层干扰以及微基站之间的同层干扰，提升密集部署场景下的整体频谱效率与边缘用户服务质量[4]。

3.2 工业互联网无线专网

时间敏感网络与人工智能的融合依托数字孪生技术构建与物理工业专网实时同步的虚拟镜像系统，该镜像精确映射物理网络中的设备参数、拓扑结构、流量特征及调度策略。通过在虚拟空间中模拟工业控制信号的完整传输过程，系统能够预判不同调度方案下的时延抖动与帧冲突概率，进而优化时间同步精度与流量整形参数配置，使周期性控制帧与非周期性数据帧在共享介质中有序交织，满足工业控制对确定性时延的严格要求。设备预测性维护基于时序数据预测模型对部署于工业现场各类设备上的传感器数据进行深度分析，模型通过学习正常工况下振动、温度、电流等参数的时间序列模式与关联特征，能够自动识别出偏离正常运行轨迹的早期异常征兆。当模型检测到潜在劣化趋势时，系统可提前发出预警并评估故障发生的时间窗口，将维护工作从事后响应转向事前规划，有效降低非计划停机对生产流程的冲击。

3.3 车联网通信增强

车联网通信中的信道快速切换借助迁移学习技术实现模型在不同场景之间的知识迁移，预先在典型交通环境或地理条件下训练得到的信道特征提取与切换决策模型，当应用于新的场景时仅需少量数据约为原训练数据的 5%-10% 即可快速收敛。该机制大幅缩短了模型在新环境中的适应时间从数小时降至分钟级，确保车辆在跨区域行驶过程中通信链路能够及时切换至最优信道，维持车联网通信的低时延与高可靠性。高精度定位辅助方法将卷积神经网络与卡尔曼滤波进行有机融合，其中卷积神经网络负责从车载视觉传感器或激光雷达获取的环

境数据中提取结构特征，识别建筑物、隧道等典型地物，并据此校正定位观测值中的非视距误差与多径偏差[5]。卡尔曼滤波则对连续时间序列上的定位状态进行递推最优估计，融合惯性导航与全球导航卫星系统的多源信息，两者协同作用能够有效抑制城市复杂环境中的定位漂移与跳变，显著提升车辆的绝对定位精度与相对速度估计稳定性定位误差从 5-10 米缩小至 1-2 米。

4 无线 AI 技术发展的关键挑战

4.1 数据获取与模型训练瓶颈

无线数据标注难题的核心在于获取大规模精确标注的通信数据成本极高，传统监督学习方法面临严重制约。探索无监督与半监督学习在信道建模中的应用成为重要方向，前者无需标签即可从原始信号中挖掘潜在结构，后者仅需少量标注数据结合大量未标注数据完成训练，两者均能有效降低对人工标注的依赖。模型可解释性不足表现为深度神经网络在信道估计、资源分配等任务中虽表现出色，但其内部决策机制难以被工程人员理解与验证，导致部署时存在信任障碍。开发基于注意力机制的模型可视化工具，将模型关注的特征区域以结构化方式呈现，帮助工程师识别决策关键依据，提升无线 AI 系统的可信度与故障排查效率。

4.2 跨层协同与标准化滞后

协议栈中 AI 功能的割裂表现在物理层、媒体接入控制层、网络层分别部署独立 AI 模块，缺乏统一的目标协调与信息共享机制，导致整体性能无法达到预期。研究端到端 AI 架构对标准演进的影响路径，需重新审视各层功能划分边界，明确跨层信息交互的数据格式与时机，推动标准组织在协议设计中纳入对 AI 原生支持的考量。异构设备兼容性问题源于不同厂商采用的 AI 加速芯片与模型框架存在差异，导致多设备协同推理时出现接口不匹配与性能退化。制定统一的 AI 模型接口规范，包括输入输出数据格式、推理精度要求及更新同步机制，能够有效降低跨厂商设备互操作的技术障碍，促进无线 AI 生态健康发展。

4.3 算力与能耗平衡困境

终端设备面临电池容量有限与散热条件受限的约束，而 AI 模型推理对计算资源的需求持续增长，两者矛盾日益突出。探索存算一体架构在无线 AI 推理中的应用前景，该架构将存储与计算融合在同一物理单元，大幅减少数据在存储与计算单元之间的频繁搬移，显著降低推理动态功耗与访存延迟，适合部署于算力受限的终端侧。绿色通信网络的构建要求从系统层面协调 AI 模型轻量化与可再生能源供电之间的关系，一方面通过模型剪枝、量化与知识蒸馏等技术降低推理计算量，另一方面根据可再生能源发电的波动特性动态调整 AI 任务调度策略，使通信系统能耗与绿色能源供给达到动态平衡，降低整体碳足迹。

结束语：AI 与无线通信技术的融合，在底层架构、核心技术创新、典型场景应用等方面成果丰硕，为通信领域带来新变革。然而，数据获取与模型训练面临标注难题与可解释性不足，跨层协同存在标准化滞后、异构设备兼容性差等问题，算力与能耗平衡也陷入困境。未来，需持续探索无监督学习等新方法，加强端到端架构研究，统一模型接口规范，推动存算一体架构应用，构建绿色通信网络。多方协同发力，才能突破瓶颈，让无线 AI 技术更好地服务社会。

参考文献

[1] 李云龙. 基于 AI 技术的无线通信网络自适应调度机制研究 [J]. 电信工程技术与标准化,2025,38(5):1-4.

[2] 孙彦赞, 潘广进, 余涛, 高圣育, 叶新瑞, 张舜卿, 徐树公.AI 使能的高能效无线通信技术 [J]. 移动通信,2023,47(6):77-82.

[3] 谭祥, 李文娟, 余晓玫, 徐梓欣.AI 技术与无线通信网络的融合架构及应用 [J]. 计算机产品与流通,2024(9):65-67.

[4] 袁聚良. 无线通信系统中 AI/ML 技术在物理层的运用 [J]. 新一代信息技术,2022,5(5):95-97.

[5] 袁聚良. 无线通信系统中 AI/ML 技术在物理层的运用 [J]. 新一代信息技术,2022,5(5):95-97.