



专题：网络智能化与生成式人工智能

九天智慧网络仿真平台设计和开放服务

赵雷, 张苗苗, 李光宇, 关焯文, 刘思佳, 肖赵斌, 曹玉婷, 吕喆, 梁燕萍
(中国移动通信有限公司研究院, 北京 100053)

摘要: 介绍了九天智慧网络仿真平台, 该平台可提供智慧网络开放创新平台的无线通信仿真数据和环境服务。包含一系列可扩展的仿真器功能, 通过开放服务方便用户基于仿真环境和数据利用强化学习等算法进行模型训练和推理, 并且可以通过上传和更新参数配置解决不同场景下的优化任务。主要从背景、整体架构、仿真器、业务场景和未来方向来介绍此平台及其开放的服务。

关键词: 仿真平台; 仿真器; 业务场景; 无线通信; 网络智能化

中图分类号: TN929

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023178

Design and open services of JiuTian intelligent network simulation platform

ZHAO Lei, ZHANG Miaomiao, LI Guangyu, GUAN Zhuowen, LIU Sijia, XIAO Zhaobin,
CAO Yuting, LYU Zhe, LIANG Yanping
China Mobile Research Institute, Beijing 100053, China

Abstract: The JiuTian intelligent network simulation platform was proposed, which could provide wireless communication simulation data services for the open innovation platform. The platform contained a series of scalable simulator functionalities, offering open services that enable users to use reinforcement learning algorithms for model training and inference based on simulation environments and data. Additionally, it allowed users to address optimization tasks in different scenarios by uploading and updating parameter configurations. The platform and its open services were primarily introduced from the perspectives of background, overall architecture, simulator, business scenarios, and future directions.

Key words: simulation platform, emulator, business scenario, wireless communication, network intelligence

0 引言

近年来, 运用人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术解决通信领域及垂直行业的技术及应用问题正成为主流方向^[1]。然而通信网络体系性强、复杂

度高、产业链长, 通信+AI 交叉学科融合难度高。此外, 通信行业缺乏柔性灵活的现网验证环境, 无法为网络 AI 能力研发和验证提供交互试错环境。

为解决上述难题, 智慧网络仿真平台提供一种面向智慧网络创新的实施方案, 提供动态网络



仿真、模型训练、能力调用和能力评测共 4 个维度的服务。通过将通信网络实体、人、网络业务及其拓扑关系在数字世界中建立虚拟对象，可有效模拟、响应、预测物理环境中各类实体的状态及行为，推动网络智能化技术的孵化和突破。

智慧网络仿真平台为“AI+通信”领域科研和应用人员提供不同类型的仿真服务，并发布相应的任务课题。本平台定位于模拟构建一定规模的无线通信网络、行业专网等仿真模拟环境，该环境由不同的业务场景组成，可以服务于智能化的网络运营、运维、优化、业务服务等场景及网元智能的 AI 能力研发、测试及验证。

1 研究现状

智慧网络仿真平台沿袭行业内已有的一些通用类 AI 平台和仿真软件的设计思路和实现逻辑，致力于针对无线领域提供开放类服务平台，以下为智慧网络仿真平台和目前行业内的几类平台的对比分析。

(1) AI 通用云服务

该类平台的服务能力大多依托于其本身的核心业务而搭建，面向广大受众提供丰富的接口 (API) 类应用，用户可通过调用 AI 云服务平台的 API 得到推理结果。通常所熟知的包括谷歌云服务 AI 平台、OpenAI 云服务、百度 AI 开放平台、腾讯云 AI 实验室等。智慧网络仿真平台的设计初衷同样是基于现有核心业务，实现服务平台化，并且支持用户交互和能力开放。

(2) 在线训练平台

该类平台可支持主流算法框架，同时提供显卡计算资源和部分任务数据集。其能力范围覆盖深度学习、计算机视觉、自然语言处理等学术方向^[2]。该类平台因为可提供较为优越的硬件环境和方便操作的页面而备受教育者及科研工作者青睐，这一类平台包括微软 Azure 机器学习平台、九天毕昇平台^[3]等。但该类平台的主要作用是提供显卡计算服

务，而只有小部分通信方向可适用的数据集，对“AI+通信”领域的研究作用较为有限，仍不能解决通信研究数据少、无交互网络环境的问题。

(3) 工具包

该类平台不依赖于接口提供在线推理，也不提供可训练的平台，而是将产品和功能核心完整地提供给用户。用户下载或引用其工具包，于本地创建新实例，每一实例均用于满足用户个体的需求，用户以此为基础进行训练或推理。以 OpenAI 的 Gym 平台为例，开发者可以轻松地构建和训练智能体并评估其性能。具有类似功能的还有开源的计算机视觉深度学习工具包 GluonCV^[4]，可以提供用户各类算法库以调用，但其受限于涵盖功能范围小的弱点，产品兼容性不高。

(4) 仿真类平台

该类平台聚焦于垂直领域的仿真实现，其内部并不包含 AI 能力，通过底层引擎实现仿真效果，主要有 Atoll、Planet、Exata、MATLAB 等。Atoll 和 Planet 专注于特定类型的网络仿真，如无线网络规划和卫星通信系统设计。Exata 支持多种网络类型和技术，包括无线网络、传感器网络等，这一类型平台适用于相关领域的专业用户，并且由于其不支持人工智能算法的能力，因此扩展性和用户自由度相对较低。MATLAB 提供了丰富的数学和仿真工具箱，可以进行各种仿真建模和性能评估，并且能够提供扩展算法功能。但其作为平台的操作难度较高，需要相应的编程基础。

和上述介绍的各类开放平台相比，本文设计的九天智慧网络仿真平台融合了在线训练推理功能、动态仿真功能和未来开放的 API 服务等特点，并且能够针对无线通信垂直领域里的具体业务实现对应的 AI 能力加持，方便用户在线创建实例，通过修改配置文件下发训练或推理任务得到新的实验结果。

2 整体架构

九天智慧网络仿真平台使用九天毕昇平台及

基础软硬件设施,构建多个基于 AI 能力的基础仿真模块,根据不同业务场景的仿真需求灵活组合基础仿真模块,为不同场景下的开放任务提供适配的组合仿真器,最终对外提供“AI+通信”方向的研究及运营、运维、优化等服务。

目前,智慧网络仿真平台基于生成类^[5]、回归类等 AI 算法,完成 4 个基础仿真器的能力构建,用户可基于启发式寻优、强化学习^[6-7]等 AI 算法,通过参加基于组合仿真器设计的 3 个业务场景(包括无线覆盖、多目标天线优化和信道状态信息(CSI)压缩反馈)的开放任务并参与打榜,完成无线侧任务优化,加快 AI 能力(包括变分自编码器(VAE)、生成对抗网络(GAN)、卷积神经网络(CNN)和自然语言处理(NLP))迭代和技术创新验证,进而实现网络仿真平台基于对外开放的服务。智慧网络仿真平台整体架构如图 1 所示。

3 仿真器

智慧网络仿真平台建设不同类型的仿真器,并基于业务场景需求完成仿真器的集成组合,从而支持用户完成相应开放任务的在线模型训练、推理。

用户置身于仿真平台环境中,通过与仿真平台即环境的交互,完成仿真能力的调用和任务的启停。例如,用户可通过下发仿真配置,调用相应的仿真能力,完成仿真功能;接着,用户针对环境返回的仿真结果,进行仿真配置的更新(如天线参数、基站位置等配置更新),通过迭代调用仿真器能力,完成模型在线训练、推理,此过程类似于智能体^[8-9]的概念,可以针对环境配置做出相应的理解能力。图 1 中基础仿真器及组合仿真器的详细介绍如下。

3.1 基础仿真器

(1) 用户行为仿真^[10-11]

用户行为仿真包括轨迹生成和业务生成,其中,轨迹生成基于 VAE^[12]、GAN^[13]等生成类算法实现按天生成用户经纬度序列,业务生成针对用户级的业务流量合成问题,基于知识增强模型,将从用户流量数据包中提取的用户行为表征向量和数据包分布特征的表征向量作为知识增强的特征输入,继而通过 GAN 生成数据包序列。其整体大致可分为以下部分:数据接入模块、数据预处理模块、用户转迹和业务生成,以及效果评估模块。用户仿真概览如图 2 所示。

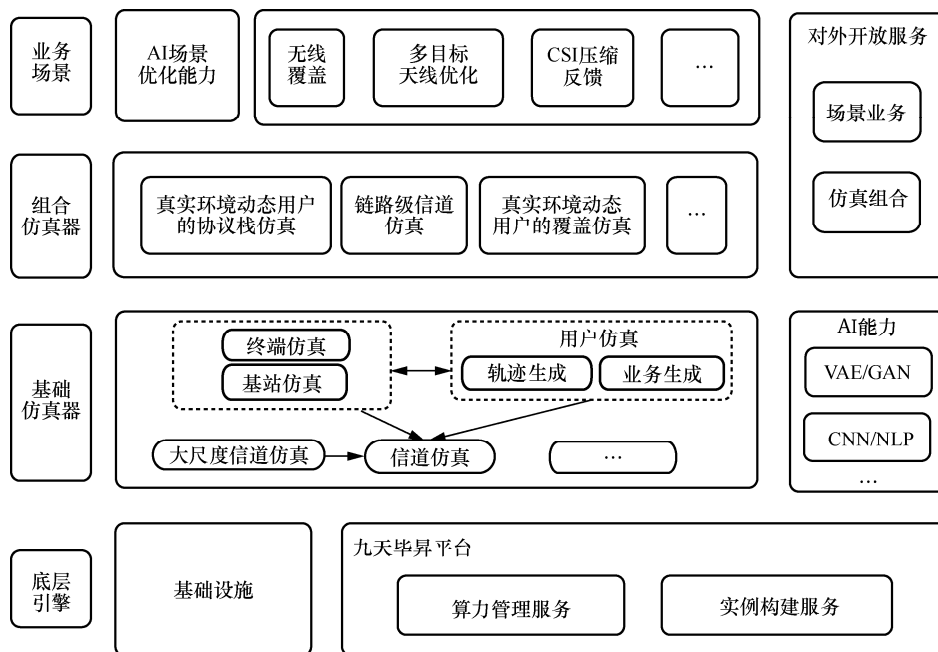


图 1 智慧网络仿真平台整体架构

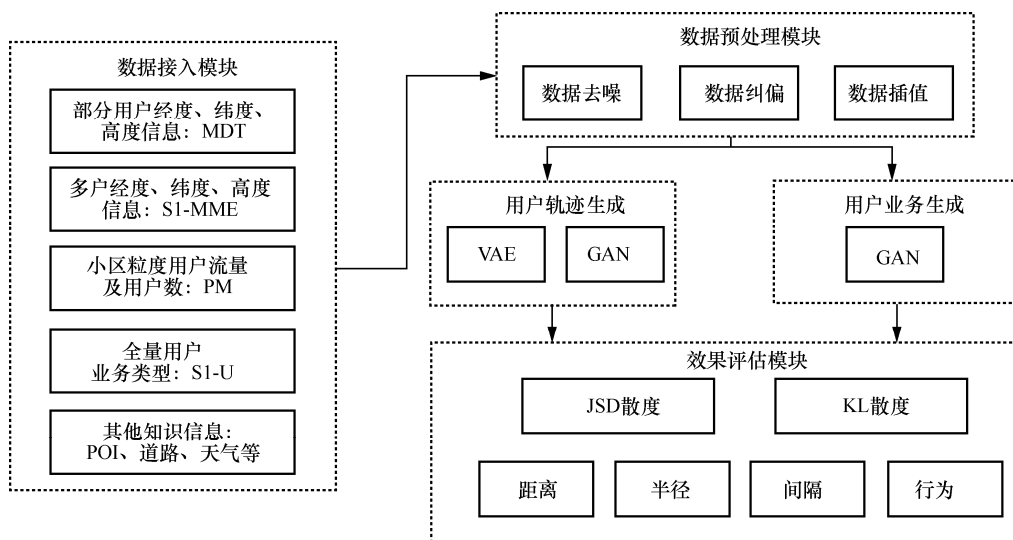


图2 用户仿真概览

(2) 大尺度信道仿真

根据任意子波束的天线方向图,结合每个小区的位置、天线挂高、发射功率、机械方位角、下倾角、地理地貌等,仿真得到每个栅格或用户任意小区、任意一种波束的大尺度信道仿真结果,进而,支撑基站、终端相关指标计算,如服务小区参考信号接收功率(RSRP)/信噪比(SINR)^[14-15]值、邻区的RSRP/SINR值、服务小区及邻区对应波束ID的计算,大尺度信道仿真概览如图3所示。

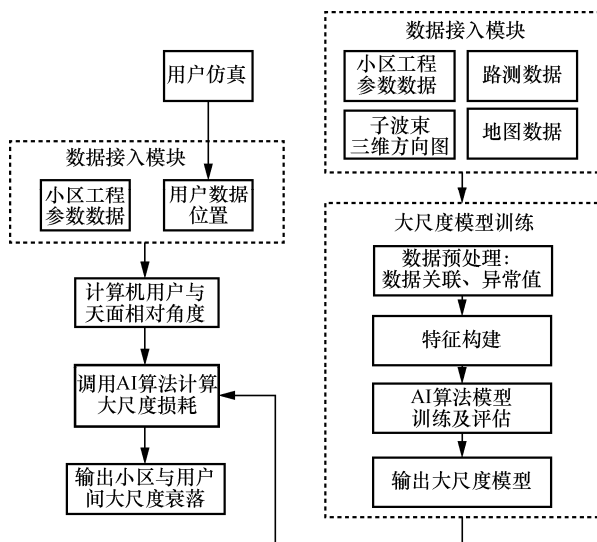


图3 大尺度信道仿真概览

(3) 信道仿真

基于真实地理环境,针对仿真场景的区域特征

(室内(Indoor)、城区微小区(Umi)和城区宏小区(Uma)等)进行跨区域、多场景的无线信道建模。信道仿真通过调用基础仿真器——大尺度信道仿真,结合小尺度衰落(快速衰落)仿真,完成无线信道的建模。其中,小尺度衰落仿真使用通用的统计学建模方式,充分模拟了电磁波传输过程中直射、反射、衍射、透射、漫散射产生的多径效应^[16-17],最后将大尺度衰落模型结果与小尺度衰落模型结果结合,输出仿真信道矩阵。信道仿真概览如图4所示。

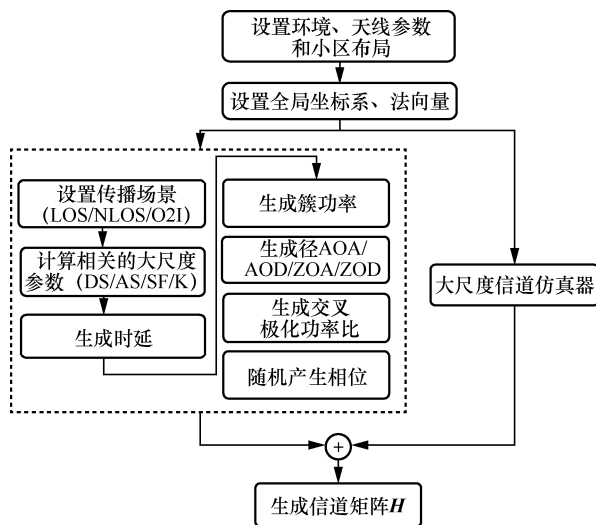


图4 信道仿真概览

(4) 基站/终端仿真

基站/终端仿真为系统级仿真提供了无线资

源控制 (RRC) 层、媒体接入控制 (MAC) 层、物理 (PHY) 层的无线协议栈流程和功能仿真, 其中 RRC 层仿真主要包含小区接入、切换重选、无线资源管理等关键流程^[18-19]; MAC 层分别在基站侧和终端侧模拟了无线资源调度、多输入多输出 (MIMO)、链路自适应和无线资源映射、上行功率控制、混合自动重传请求 (HARQ) 等关键流程^[20]; 而 PHY 层仿真则在上述两层功能流程的指导下, 通过结合信道仿真最终计算得到接入用户数、小区负载、上行/下行传输速率等多维度的系统级网络性能指标^[21]。在此基础上, 基站/终端仿真模块还可与地图信息、小区工参、波束配置结合, 并借助 AI 算法校准的路损计算式, 为无线覆盖仿真场景计算输出任意子波束天线方向图下的服务小区 RSRP/SINR 值。基站/终端仿真概览如图 5 所示。

由于以上基础仿真器均可通过调用接口进行使用, 因此, 若共建方拥有更优的基础仿真器, 智慧网络仿真平台可通过接口封装、改造等方式被引入。而且, 由于智慧网络仿真平台具有灵活的可扩展能力以及灵活的组合方式, 仿真平台后续将继续拓展更多的基础仿真器供用户使用, 让智慧网络仿真平台以更开放的态度面向用户。

3.2 组合仿真器

在第 3.1 节中, 各个基础仿真器仅负责实现

仿真网络系统中的基本能力, 而无法满足复杂业务场景的仿真功能要求。平台通过多个基础仿真器组合并统一提供服务, 满足不同业务场景的任务开放及模型在线训练服务需求。目前, 智慧网络仿真平台提供 3 种组合仿真器, 分别为: 真实环境动态用户的协议栈仿真、真实环境动态用户的覆盖仿真及链路级信道仿真。后续, 随着基础仿真器及业务场景的拓展, 智慧网络仿真平台和使用者 (用户) 会组合出更多的仿真器, 具体如下。

(1) 真实环境动态用户的协议栈仿真: 该组合仿真器由用户行为仿真、基站仿真和终端仿真组合而成, 为用户提供用户粒度及小区粒度的 RSRP、SINR、流量及速率等指标。

(2) 真实环境动态用户的覆盖仿真: 为提升基站、终端仿真效率, 只调用上述仿真器中的物理层仿真, 结合用户仿真, 为用户级及小区级输出 RSRP、SINR 等覆盖指标。

(3) 链路级信道仿真: 该组合仿真器由信道仿真提供核心能力、结合基站物理层和终端物理层协议栈仿真, 为用户提供资源粒子 (resource element, RE) 级的频域信道响应信息。

由于不同任务对仿真功能的要求存在差异, 其对应的仿真器组合方案也各不相同, 本节以多目标天线优化任务为例, 介绍仿真器组合过程, 组合仿真器如图 6 所示。

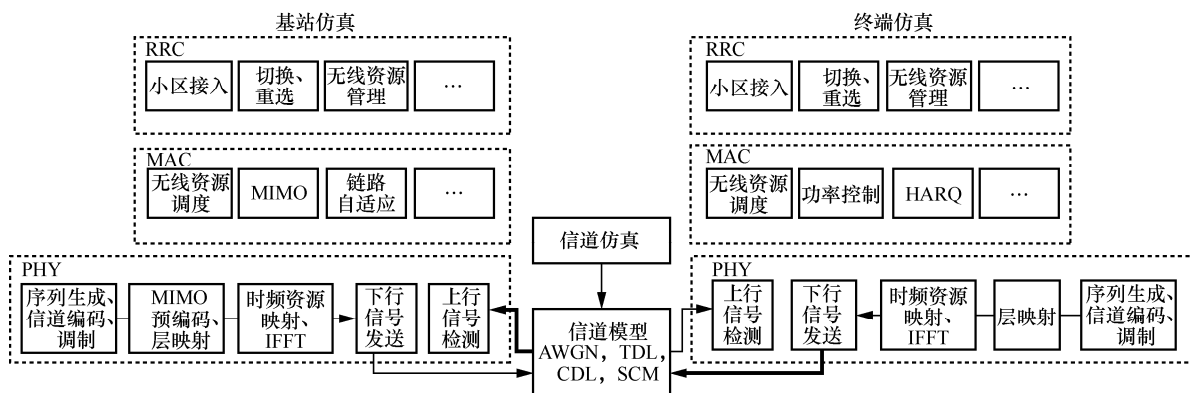


图5 基站/终端仿真概览

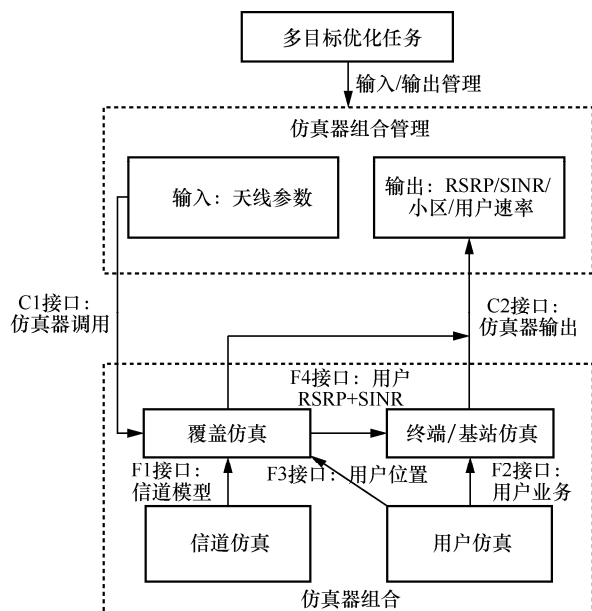


图6 组合仿真器

多目标天线优化任务希望 AI 模型结合用户行为来动态地调整天线参数配置，以实现网络覆盖及速率性能的协同优化。根据任务开放的可配置参数及参考条件要求，大尺度信道仿真、用户仿真、信道仿真器需要纳入组合；根据任务的仿真结果输出要求，终端/基站仿真器需要纳入组合。图6中的C1接口为组合仿真器调用接口，通过天线参数配置调用仿真服务，仿真结果通过C2接口输出。组合仿真器内部通过用户仿真器周期性地输出用户位置及发起的业务类型，分别输出到大尺度信道仿真与基站仿真；大尺度信道仿真器结合不同的天线配置输入、基站与用户位置、物理环境信息输出衰落模型，通过F1接口与信道仿真器交互；信道仿真结合大小尺度衰落模型计算信道矩阵，通过F4接口输出到基站仿真；基站仿真结合用户业务及信道传播矩阵，估算用户覆盖、干扰及速率性能，并组合计算小区级网络性能，最终输出仿真结果。

平台通过基础仿真器组合支持多种业务场景及对外开放服务。未来，平台将携手行业伙伴共同完成仿真器接口统一化设计，结合各域仿真功能特点，制定基础仿真器性能测评标准，为业界优质仿

真能力的引入替换、组合编排，仿真平台的行业共建及丰富的任务场景开放提供技术基础。

4 业务场景

智慧网络仿真平台将无线通信收端、发端重点模块进行解耦、封装和接口化改造，支持模块替代和组合研究。因此，AI 算法人员作为使用者可以借助 5G+典型功能网元智能化及空口新技术仿真环境高效、低成本地在虚拟环境中进行智能化新算法的设计研究、效果验证^[22-23]。为了让使用者从零开始了解和熟悉无线仿真平台，尤其是对于前期没有通信系统背景的人员，智慧网络仿真平台设计了开放任务（如多目标天线优化、CSI 压缩反馈等），引导使用者从熟悉使用到进阶验证功能。

4.1 多目标天线优化

多目标优化旨在帮助网络运维人员以仿真平台对真实网络情况的孪生模拟能力为抓手，以更低成本了解不同小区同步信号块（synchronization signaling block, SSB）天线权值参数下网络多指标的评估结果，从而在考虑多个优化目标的情况下，达到在不同区域、不同时间段更便捷、更高效的优化效果。

（1）问题定义

无线蜂窝网由若干基站组成，一个基站存在若干小区，小区通过发射 SSB 波束，完成 SSB 的覆盖。5G 小区通过调整 8 个子波束的方位角、下倾角、水平波宽、垂直波宽，来调整小区的覆盖范围及覆盖半径。用户通过扫描每个 SSB 波束，选择覆盖信号最大的波束，作为用户的覆盖信号。小区根据用户的覆盖信号及干扰等因素，仿真小区的接入用户数、速率等指标。

对于多目标天线优化开放任务，在考虑用户移动的情况下，通过调整小区的子波束的方位角、下倾角、水平波宽、垂直波宽，联合优化区域内所有小区的指标，使得在 5 min 的天线调整粒

度下,让优化区域(包含 n 个小区, k 个用户)的SS-RSRP、SS-SINR、总用户数、总业务量、速率达到整体最优,在 t 时刻下,每个小区的评价指标可以定义为式(1)形式:

$$\text{cost}_t = W_1 \times \text{cell_rsrp} + W_2 \times \text{cell_sinr} + W_3 \times \text{总用户数} + W_4 \times \text{总业务量} + W_5 \times \text{速率} \quad (1)$$

其中,各项权重 W 可以通过不同的配置改变,cell_rsrp为小区平均RSRP,cell_sinr为小区平均SINR。

并最终在一定时间内达到评估的累积和达到整体最优,如式(2)所示:

$$\text{cost} = \sum_1^T (\text{cost}_t) \quad (2)$$

特别地,通过控制式(1)的权重系数,可调整优化的指标,如置 W_3 、 W_4 、 W_5 为0,将该问题转为覆盖优化问题,在多目标天线的优化任务中,本文规定系数均为0.2。

该任务输出每5 min区域内小区的方位角、下倾角、水平波宽、垂直波宽,让整体区域的SS-RSRP和SS-SINR等各项指标达到最优,其中4个指标可调整的范围见表1。

表1 天线权值参数调整范围

参数名称	调整范围	步长
水平波宽	[15°, 15°]	1°
垂直波宽	[6°, 12°]	6°
方位角	[-47°, 47°]	2°
下倾角	[-6°, 13°]	1°

(2) 与智慧网络仿真平台的交互

在智慧网络仿真平台的组合仿真器中,依托真实环境动态用户的协议栈仿真器,调用用户仿真能力,得到优化区域每5 min用户移动的轨迹信息。结合初始化小区天线权值配置,仿真在该组配置下的基站、终端仿真结果,并进行评估,以此判断是否满足优化终止条件。若否,则根据优化算法(如

强化学习算法^[24-26]或启发式寻优算法),完成小区天线权值的更新,以此迭代,最终输出一组优化区域小区8个子波束的方位角、下倾角、水平波宽、垂直波宽。多目标天线优化流程如图7所示。

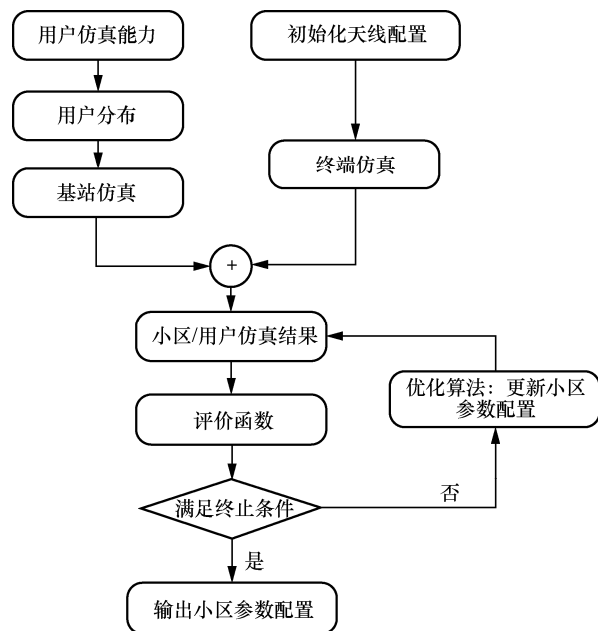


图7 多目标天线优化流程

(3) 实践效果

本文依托智慧网络仿真平台,通过与组合仿真器——真实环境动态用户的协议栈仿真的交互与反馈,使用强化学习算法,对江西省某网格真实网络的RSRP、SINR流量和速率等指标进行优化,输出一组在仿真环境中较好的配置结果,并下发现网观察效果。

通过对实验网格进行道路和居民楼的测量,对比现网默认的配置与基于智慧网络仿真平台生成的优化配置。路测效果对比见表2,居民区对比效果见表3。

具体的道路测量效果如下:网格整体的SS-RSRP、SINR均有不同程度的提升,5G综合覆盖率较调整前提升1.79%,下行速率提升106.24 Mbit/s,上行速率提升52.22 Mbit/s。在居民区测试中,RSRP和SINR均有所提升,下行速率提升42.37 Mbit/s。



表 2 路测效果对比

指标	调整前（现网默认）	调整后	对比
SS RSRP/dBm	-70.12	-64.50	5.62
SS SINR/dB	16.46	17.41	0.94
5G 综合覆盖率	98.11%	99.90%	1.79%
下行速率/(Mbit·s ⁻¹)	788.35	894.59	106.24
上行速率/(Mbit·s ⁻¹)	103.01	155.24	52.22

表 3 居民区对比效果

指标	调整前	调整后	对比
SS-RSRP/dBm	-71.12	-68.89	2.23
SS-SINR/dB	12.70	14.85	2.15
5G 综合覆盖率	100%	100%	0
上行速率/(Mbit·s ⁻¹)	128.15	127.66	-0.49
下行速率/(Mbit·s ⁻¹)	1 056.11	1 098.48	42.37

由此可知，基于 AI 的优化算法，通过与智慧网络仿真平台仿真器能力的交互，可有效地实现对网络的优化，并在模拟环境中验证效果，降低更改网络配置带来的影响。

（4）优化方向

为更好地为运维工作者及研究人员提供更好的实验环境，该开放任务，有以下两方面优化方向。

- 在任务设计方面，可增加用户业务行为环境变化，更真实地模拟用户行为对网络影响。
- 在组合仿真器功能方面，可模拟更多网络场景，如能灵活、自由组合仿真器，支持更多条件配置的仿真功能，如断电、封路时用户及网络表现，提供更丰富的业务场景，降低运维人员改变天线参数现网给网络带来的风险。

4.2 CSI 压缩反馈

在大规模 MIMO 系统中，基站（BS）通常配备多达几百个有源天线，同时为多个用户设备（UE）服务。而准确的 CSI 是获得大规模 MIMO

性能增益的关键^[27]。下行链路的 CSI 需要先由用户端通过下行导频估计获得，再由 UE 通过反馈链路传回基站端。基站通过获取的恢复信息进行预编码等自适应传输优化任务。基于深度学习的方法可以解决大规模 MIMO 的 CSI 压缩反馈问题，可以高效准确地提升反馈精度，同时也有很多值得深入研究的方向。

（1）问题定义

该任务考虑利用 AI 的特征提取及信息的压缩反馈能力，利用信道特征信息训练 AI 模型，将 UE 侧的信道特征信息进行压缩，压缩后的信息经信道传输并在接收端进行信息恢复，基站通过获取的恢复信息来进行预编码等自适应传输优化任务。

CSI 压缩反馈的最终目的是在固定压缩比的要求下尽可能无损地还原信道状态信息。压缩后信息（比特）越小，传输占用的资源就越少，但同时会导致模型还原的精度越小，反馈性能更低。该任务需要在特定比特的反馈向量下进行模型设计，目标是在较小的压缩信息（比特）下使得模型的还原精度较高。

该任务考虑对经过特征提取的信道特征向量矩阵进行压缩和还原，数据集包括样本量、子带个数、接收天线个数、实部虚部 4 个维度。经过神经网络模型压缩和量化到特定的比特数，再将比特数据做解量化和还原，得到恢复的信道特征向量矩阵。对于每一个压缩比特场景，最终评测的分数为反馈得到的信道特征向量矩阵和输入的原始信道特征向量矩阵之间的归一化均方误差（normalized mean squared error, NMSE）^[28]。

（2）与智慧网络仿真平台的交互

依托智慧网络仿真平台的链路级信道仿真，可以实现从自定义选取数据集、模型训练到模型效果验证的全流程全部功能。CSI 压缩反馈任务交互如图 8 所示。

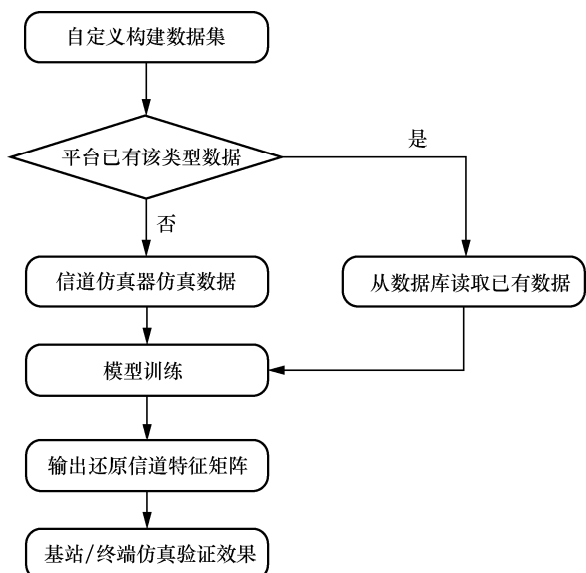


图8 CSI压缩反馈任务交互

在CSI压缩反馈的任务中,仿真平台能力被调用两次,由于该任务支持平台用户自定义仿真参数来构建数据集,如果平台已有该参数构建的类型数据,只需要从数据库直接读取;如果没有则需要调用仿真器能力进行数据仿真。在模型训练输出还原后的信道特征矩阵中,除了考虑模型指标NMSE的评估效果,还需要调用基站、终端仿真对模型结果做系统验证,输出业务指标包括小区下行总业务量、小区平均下行速率、小区平均误块率。

(4) 实践效果

仿真平台的CSI压缩反馈任务可支持用户自行配置仿真参数生成自定义数据集,可配置多种不同场景、不同参数获取数据,用于模型训练。灵活广泛的数据集为解决模型泛化性提供了有力的数据支撑。此外,系统级仿真模块也从更贴近现网的角度对模型的效果进行更全面的验证,给出更具参考价值的模型评估效果。

(5) 优化方向

对于该仿真器,后续考虑增加开放更多的可自定义参数配置,丰富数据源多样性和泛化性,为产学研对CSI压缩反馈任务的研究与应用提供了更完善的平台。

值得注意的是,为了支持产业界、学术界的研究与应用,依托于基础仿真器灵活的组合方式,使用者可调用不同的基础仿真器,组成不同的仿真器集合,设计更多的业务场景,以供研究和验证。

5 结束语

本平台从热点研究方向——通信与人工智能跨学科融合入手,选取学术界及产业界关注的重点技术及应用问题,分析并提取了各类问题对应的算法技术研发所需的仿真环境必备能力,构建了集合用户行为仿真、无线网络覆盖仿真、基站协议栈仿真、信道仿真等多项功能于一体的智慧网络仿真服务,形成了系统性的网络仿真环境。平台通过仿真性能优化、能力组合及接口化封装,为仿真网络环境及数据的对外服务开放提供了良好的用户体验,也为通信与人工智能跨学科融合发展贡献了重要的基础设施。

为了更有力地支持技术突破、促进行业发展,本平台在以下方向上仍需要不断积累发力。

第一,随着生成式人工智能及大模型技术的发展,人工智能技术逐渐在许多曾被大家认为不适用、不可用的技术领域取得显著突破,如何利用多模态通信网络大数据及大模型技术进行网络仿真能力建设是平台未来的重点研究方向。

第二,数字孪生是6G通信技术的重要演进方向,本平台将持续拓展仿真能力覆盖的业务场景,实现端到端全链路仿真,同时加速现网试验网络的建设与开放,攻关仿真环境与真实网络的虚实共生,为数字孪生网络的技术可行性论证提供可靠依据。

第三,为满足各界用户的个性化科研生产需求,平台将不断提高网络仿真环境的灵活性及自由度,支持更加丰富的用户行为、网络设备、仿真模型等参数配置,同时积极推进仿真能力解耦及统一化接口设计,发动行业伙伴共



同贡献基础仿真能力，并建设可灵活编排组装的网络仿真环境，促进业界优质资源的开源、开放，建立协同创新的行业生态，为国家网络强国战略筑基护航。

参考文献：

- [1] 王胡成, 徐晖, 程志密, 等. 5G 网络技术研究现状和发展趋势[J]. 电信科学, 2015, 31(9): 149-155.
WANG H C, XU H, CHENG Z M, et al. Current research and development trend of 5G network technologies[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(9): 149-155.
- [2] SCHANK R C. Where's the AI?[J]. AI Magazine, 1991, 12(4): 38-38.
- [3] 中国移动. 九天人工智能平台[Z]. 2022.
China Mobile. JiuTian intelligent network simulation platform[Z]. 2022.
- [4] GUO J, HE H, HE T, et al. Gluoncv and gluonnlp: deep learning in computer vision and natural language processing[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2020, 21(1): 845-851.
- [5] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[J]. arXiv preprint, 2015, arXiv:1511.06434.
- [6] KAEHLING L P, LITTMAN M L, MOORE A W. Reinforcement learning: a survey[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1996(4): 237-285.
- [7] SCHULMAN J, WOLSKI F, DHARIWAL P, et al. Proximal policy optimization algorithms[J]. arXiv preprint, 2017, arXiv:707.06347.
- [8] SUTTON R S, BARTO A G. Reinforcement learning: an introduction[M]. Cambridge: MIT Press, 1998.
- [9] BELLEMARE M G, NADDAF Y, VENESS J, et al. The arcade learning environment: an evaluation platform for general agents[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2013(47): 253-279.
- [10] LONG Q Y, WANG H D, LI T, et al. Practical synthetic human trajectories generation based on variational point processes[C]//Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2023.
- [11] FENG J, YANG Z Y, XU F L, et al. Learning to simulate human mobility[C]//Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. New York: ACM Press, 2020: 3426-3433.
- [12] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational bayes[J]. arXiv preprint, 2013, arXiv:1312.6114.
- [13] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [14] AFROZ F, SUBRAMANIAN R, HEIDARY R, et al. SINR, RSRP, RSSI and RSRQ measurements in long term evolution networks[J]. International Journal of Wireless & Mobile Networks, 2015, 7(4): 113-123.
- [15] PARK C S, PARK S. Analysis of RSRP measurement accuracy[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(3): 430-433.
- [16] GUO H Y, LIANG Y C, CHEN J, et al. Weighted sum-rate maximization for reconfigurable intelligent surface aided wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(5): 3064-3076.
- [17] IWAMURA M, ETEMAD K, FONG M H, et al. Carrier aggregation framework in 3GPP LTE-advanced[WiMAX/LTE Update][J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(8): 60-67.
- [18] MOUNTASER G, ROSAS M L, MAHMOODI T, et al. On the feasibility of MAC and PHY split in cloud RAN[C]//Proceedings of 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [19] MAEDER A, LALAM M, DE DOMENICO A, et al. Towards a flexible functional split for cloud-RAN networks[C]//Proceedings of 2014 European Conference on Networks and Communications (EuCNC). Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-5.
- [20] YOU X H, ZHANG C, TAN X S, et al. AI for 5G: research directions and paradigms[J]. Science China Information Sciences, 2019, 62(2): 21301.
- [21] LI R P, ZHAO Z F, ZHOU X, et al. Intelligent 5G: when cellular networks meet artificial intelligence[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(5): 175-183.
- [22] LU L, LI G Y, SWINDLEHURST A L, et al. An overview of massive MIMO: benefits and challenges[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 742-758.
- [23] LARSSON E G, EDFORS O, TUFVESSON F, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2): 186-195.
- [24] HENDERSON P, ISLAM R, BACHMAN P, et al. Deep reinforcement learning that matters[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018, 32(1).
- [25] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[J]. arXiv preprint, 2014, arXiv:1412.6980.
- [26] 王建斌, 王恒钧, 吴松, 等. 基于粒子群优化算法的 5G 波束权值寻优方法[J]. 电信科学, 2023, 39(7): 23-34.
WANG J B, WANG H J, WU S, et al. 5G beamforming weight optimization method based on particle swarm optimization algorithm[J]. Telecommunications Science, 2023, 39(7): 23-34.

- [27] GUO J, WEN C, JIN S, et al. Overview of deep learning-based CSI feedback in massive MIMO systems[J]. arXiv preprint, 2022, arXiv:2206.14383.
- [28] POLI A A, CIRILLO M C. On the use of the normalized mean square error in evaluating dispersion model performance[J]. Atmospheric Environment. Part A. General Topics, 1993, 27(15): 2427-2434.

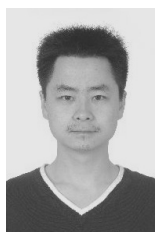
[作者简介]



赵雷（1997-），男，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为无线网络智能化技术及算法。



张苗苗（1993-），女，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为无线网络智能化技术及算法。



李光宇（1989-），男，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为无线网络智能化技术。

关焯文（1993-），男，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为无线网络智能化技术。

刘思佳（1994-），女，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为无线网络智能化技术及算法。

肖赵斌（1990-），男，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为无线网络智能化技术。

曹玉婷（1993-），女，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为无线网络智能化技术及算法。

吕喆（1988-），男，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为网络智能化技术及算法。

梁燕萍（1986-），女，中国移动通信有限公司研究院工程师，主要研究方向为网络智能化技术。