

基于数字孪生和AI的 无线自智网络研究与应用

Research and Application of Wireless Autonomous Intelligent Networks Based on Digital Twin and AI

李云鹏¹,周杰华¹,许国平²,陈翔¹,涂琦¹(1.中国联通湖北分公司,湖北武汉430040;2.中国联合网络通信集团有限公司,北京100033)

Li Yunpeng¹,Zhou Jiehua¹,Xu Guoping²,Chen Xiang¹,Tu Qi¹(1. China Unicom Hubei Branch, Wuhan 430040, China; 2. China United Network Communications Group Co., Ltd., Beijing 100033, China)

摘要:

针对传统射频优化效率低、成本高的问题,研究设计了基于数字孪生、AI算法和数据中台的智能射频优化系统。系统采用数字孪生模型实时仿真网络状态,通过DBSCAN算法实现异常问题区域聚类,创新性地引入粒子群寻优算法,自动化实现区域参数优化与资源配置,解决小区连片优化难题。系统投入应用后,RF优化时长缩短90%以上,显著提升了网络优化效率与质量,实现了自动化闭环流程,并为通信网络的智能化提供了可行的解决方案。

关键词:

数字孪生;自智网络;射频优化;粒子群算法

doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2026.06.011

文章编号:1007-3043(2026)06-0054-07

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

In response to the low efficiency and high cost of traditional RF optimization, a smart RF optimization system based on digital twin, AI algorithm, and a data platform is designed. The system uses a digital twin model to simulate network status in real-time, employs the DBSCAN algorithm for clustering anomaly problem areas, and innovatively incorporates a particle swarm optimization algorithm to automate regional parameter optimization and resource allocation, addressing the challenges of cluster-based optimization. After implementation, the system reduces RF optimization time by over 90%, significantly improving network optimization efficiency and quality, achieving an automated closed-loop process, and providing a feasible solution for the intelligent development of communication networks.

Keywords:

Digital twin; Autonomous intelligent network; RF optimization; PSO

引用格式:李云鹏,周杰华,许国平,等. 基于数字孪生和AI的无线自智网络研究与应用[J]. 邮电设计技术, 2026(6): 54-60.

1 应用背景

在无线网络运营维护的全生命周期中,射频(Radio Frequency, RF)优化是最常用的优化手段之一,即通过调整天线方向角、下倾角以及相关参数来解决如弱覆盖、越区覆盖、重叠覆盖等网络覆盖的常见问题,实践表明通过RF调整可解决40%~60%的网络覆盖问题。传统的RF优化一般通过投诉发现问题,通过

现场路测、后台数据分析、人工天线调整及参数优化等流程的迭代进行优化,随着网络规模的不断扩大和网络结构的日趋复杂,RF调整频次总量庞大,带来OPEX支出较多;此外,传统RF优化受限于优化人员经验、技术手段等诸多因素,资源投入大且优化效果难以保障。因此,如何实现RF自智调优已成为提升网络质量和降低运维成本的重要研究方向。

数字孪生网络以数字化方式创建与物理网络实体一致的虚拟孪生体,并且孪生体可以与物理网络实体之间进行实时交互映射^[1]。数字孪生网络高度还原

收稿日期:2026-05-18

网元和环境,支持精确到特定小区,而且辅以基于AI的自动分析与决策,无需人力,可有效保障网络运维,实时优化网络,并助力业务创新,同时,数字孪生网络全面加强了网络的感知、分析、决策和执行的自主性与智能性。

本文聚焦移动网络覆盖问题自动优化场景,基于网络、数据两大中台应用能力,利用数字孪生、可视化技术、核心算法等技术手段,以某运营商大数据平台为底座,打造网络RF自智解决方案,实现网络覆盖问题的智能识别、智能定位、自动化处理以及智能效果评估的流程闭环,将传统优化中资源投入最大的射频优化工作进行流程化、标准化和自动化,助力高阶自智网络的建设,确保网络覆盖价值最大化。

2 基于数字孪生的无线网络仿真

2.1 系统架构

如图1所示,围绕感知分析、决策执行、评估反馈

的网络自智闭环逻辑,设计了涵盖网元、数据、引擎、应用层面的系统架构,支撑无线网络覆盖类问题的智能识别、自动调优与评估闭环。

最底层为网元层,包括基站、核心网及交换节点,在提供网络运行的基础数据的同时,基于嵌入式轻量化AI模型实现本地数据预筛选、异常特征初判与智能探针动态部署,是网络智能的物理载体与原生决策节点。

数据中台由数据采集层和数据治理层共同组成。数据采集层通过标准接口采集包括CM、PM、操作日志、告警数据、MR、Trace数据等关键信息,构建多源异构数据池;数据治理层对采集数据进行标准化处理,包括数据清洗、格式统一、时间窗口化与空间映射等流程,确保数据的一致性与完整性,在此基础上,进一步融合数据标签、实体关系及知识图谱,支撑上层算法的语义理解与精细建模。

自智引擎层是整个系统的核心,该层以数字孪生

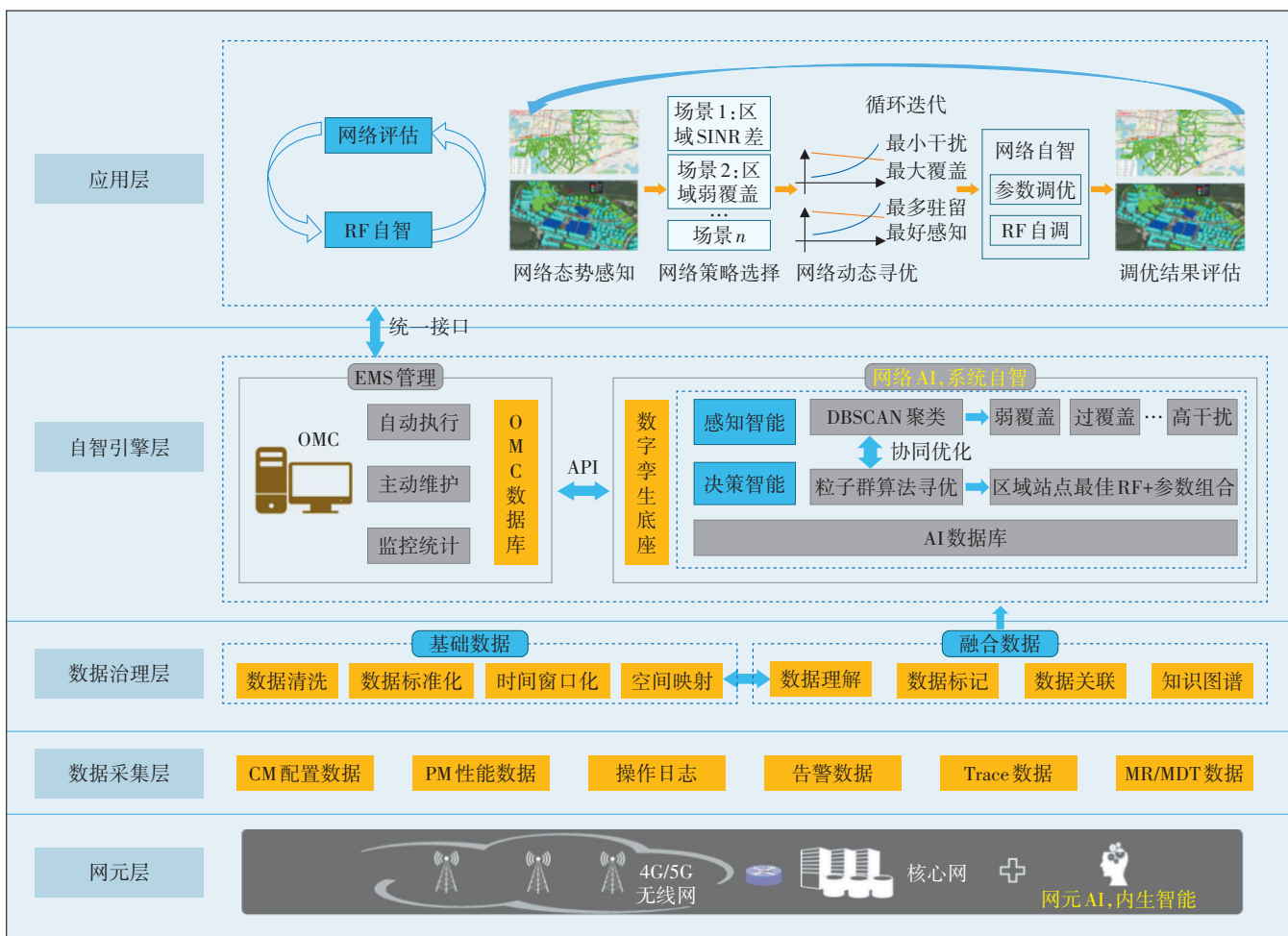


图1 系统架构

环境为底座,构建多维时空预测引擎,解析多源数据的时序特征、空间依赖以及数据间相关性,结合时空深度学习模型与路径损耗矩阵,实现对网络运行态势的高精度预测。在此基础上,引入DBSCAN聚类算法,对弱覆盖、高干扰等问题区域进行自动化识别与连片标定^[2];同时,采用粒子群优化算法开展最优射频与参数组合搜索,并结合自学习与多轮进化机制持续优化策略结果,从而支撑区域级的智能化调优。

应用层提供可视化网络评估能力与自动化策略执行功能,根据业务场景智能选择最优优化路径,并基于OMC网管开放的统一接口,自动下发电子下倾角、参数等调整指令,获取执行反馈结果以指导网络的迭代寻优。此架构具备良好的可扩展性与演进能力,为构建L4及以上等级的自智网络提供了样板。

2.2 数字孪生建模与仿真框架

数字孪生技术的核心优势之一是能够实时更新与反馈,通过持续监控网络的性能数据和告警数据,系统可以将新的网络数据实时反馈至仿真模型,从而反映出网络的变化,这使得网络优化决策能够基于最新的网络状态进行调整。

如图2所示,系统依托数字孪生平台实现,包括物理网络层、孪生网络层和应用层3层。物理网络层作为实体感知与执行终端,持续向孪生网络层注入网络状态、邻区拓扑等数据;孪生网络层通过空间栅格化与几何建模、数据融合与特征建模、无线传播与环境建模^[3],镜像构建物理世界的可计算模型,拥有分钟级性能指标预测与覆盖仿真能力,为应用层提供决策推演沙箱;应用层则基于OMC网管提供的统一接口下发参数调整指令到物理层。

如图3所示,覆盖仿真通过射线追踪模型,结合建筑物结构与多径传播特性,实现栅格间路径损耗的批量计算,生成栅格级空间场强分布图谱,基于场强仿真结果,进一步构建TOP-7指纹库模型,按照“1主控+6邻区”的策略抽取主覆盖小区及其最优邻区信息,形成可用于反演定位与策略评估的多维无线感知数据库^[4];在指纹反演阶段,系统引入MR数据,采用向量匹配和最小误差准则,将MR数据映射到三维立体栅格中并赋予经纬度和高度,实现MR与仿真场强和指纹的精确匹配,以真实MR来校验仿真数据,可支持复杂环境下的网络精准覆盖建模与优化区域识别。

该模型相较传统商用建模方法,仿真精度可控制在 ± 6 dB以内,运算速度提升约20倍。模型基于历史的网络性能数据,结合机器学习和深度学习算法,可完成在不同负载情况下的网络预测,提前发现可能存在的问题区域,从而在网络优化过程中更为精确地完成网络参数调整。

3 基于DBSCAN的异常小区聚类

无线网络自智优化框架由多类功能模块组成,不同模块在功能定位上相互协同,在算法实现上各具特点。其中,DBSCAN算法主要用于“空间连续性问题区域的识别”,其优势在于无需预设簇数,能够自动发现任意形状的异常区域簇,适合对弱覆盖、高干扰等分布不规则网络问题的识别;而PSO算法则属于优化与决策层的核心方法,为在异常区域簇的参数调整和资源配

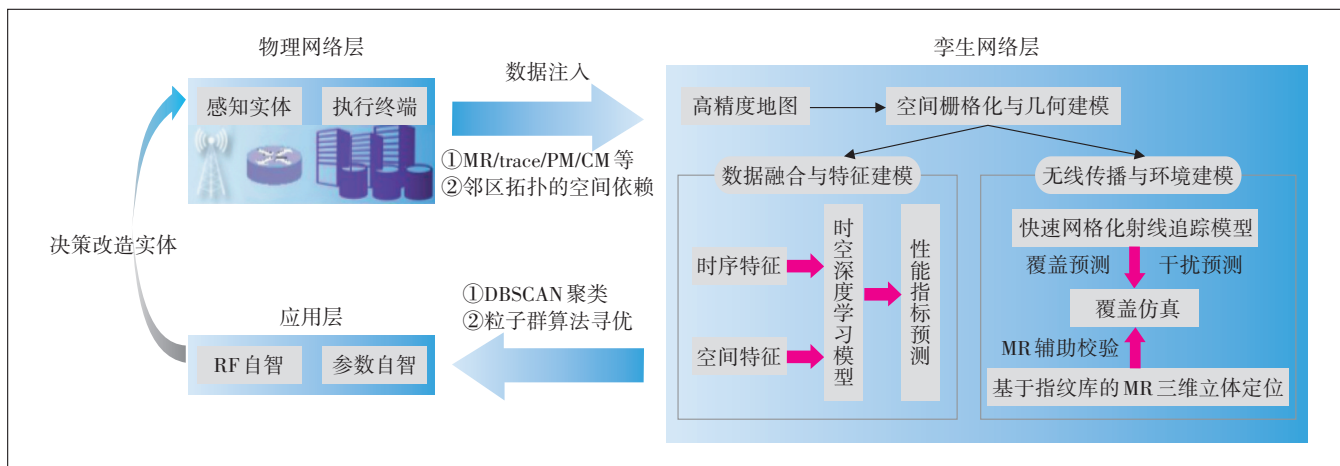


图2 数字孪生底座

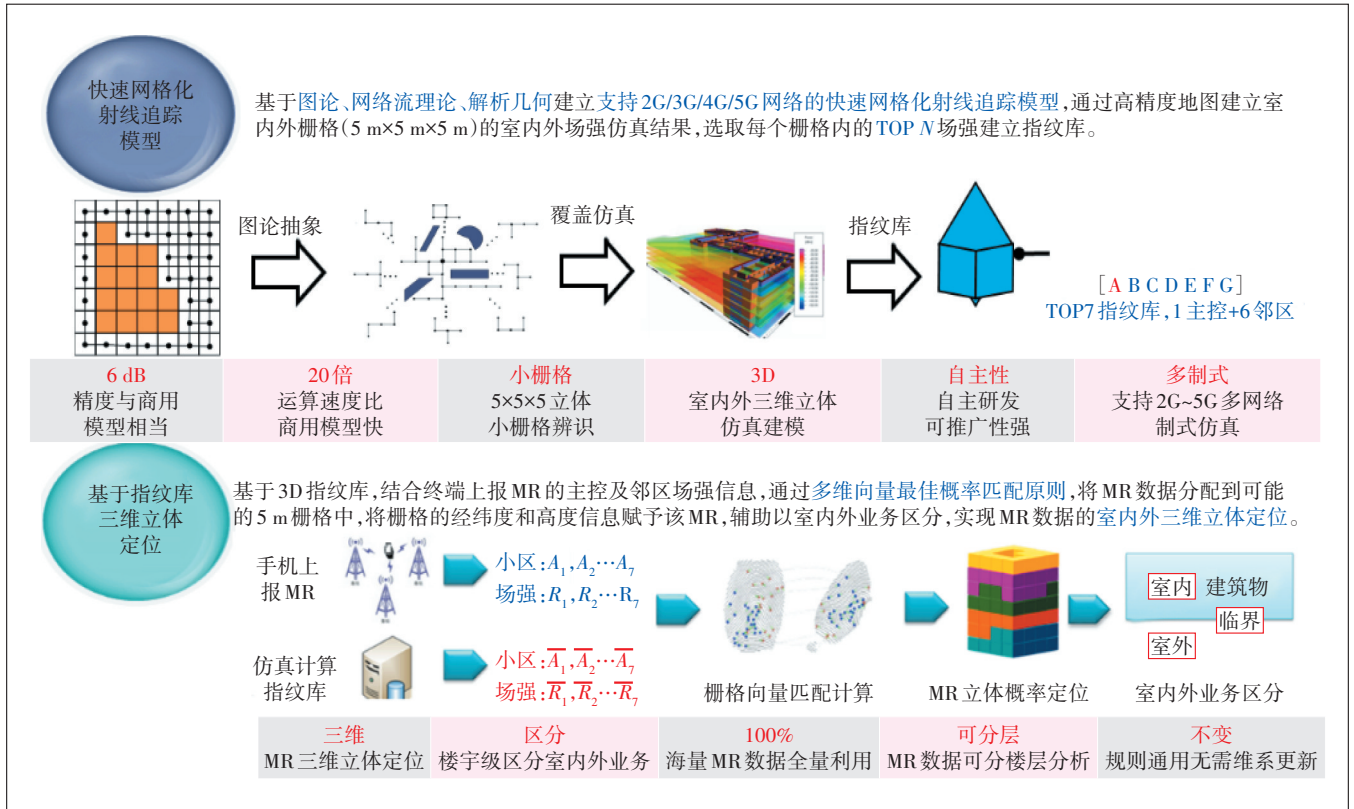


图3 覆盖仿真流程

自智优化闭环中的代表性地位。

3.1 基于路损矩阵的覆盖与干扰预测

将网络区域 $A \subset R^3$ 划分为等间距的三维栅格单元集合: $G=\{g_1, g_2, \dots, g_n\}$, 其中每个栅格 g_i 表示一个体积为 5 m×5 m×5 m 的立方空间单元, 栅格中心位置定义为 $p_i=(x_i, y_i, z_i)$ 。

路损矩阵描述的是小区对每个栅格的信号衰减情况。通过建立路损矩阵 L_{ij} , 可以分别计算出小区 j 对其覆盖的 i 个栅格信号强度的贡献值, 即 L_{ij} 是栅格 i 到小区 j 的路损值:

$$L_{ij} = f(d_{ij}, h_j, P_j, \theta_j, \text{传播模型其他参数}) \quad (1)$$

其中, d_{ij} 表示栅格 i 和小区 j 的距离; h_j 表示小区所在的高度; P_j 表示小区发射功率; θ_j 表示小区的电子下倾角; $f(\gamma)$ 表示基于传播模型计算的函数^[5]。

3.1.1 覆盖预测

每个小区的发射功率 $P=[P_1, P_2, \dots, P_N]$, 栅格 i 从小区 j 接收到的信号强度 S 描述了每个栅格从各小区接收到的信号强度, $S_{ij} = P_j - L_{ij}$ 。

每个栅格 i 会选择接收到信号最强的小区作为服务小区 $S_{\max} = \max_j (S_{ij})$, $j \in [1, N]$, 得到栅格的最大

信号强度向量 $S_{\max} = [S_{1, \max}, S_{2, \max}, \dots, S_{M, \max}]$ 。

3.1.2 干扰预测

对于栅格 i , 总干扰来自于除服务小区以外的其他小区。服务小区 j^* 的索引 $j^* = \arg \max_j (S_{ij})$, 干扰可以表示为:

$$I_i = \sum_{k \neq j^*} 10^{\frac{S_{ik}}{10}} \quad (2)$$

定义矩阵 M , 将服务小区的信号强度置零:

$$M = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \dots & S_{1N} \\ S_{21} & S_{22} & \dots & S_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{M1} & S_{M2} & \dots & S_{MN} \end{bmatrix} \quad (3)$$

即对于每个 i , 将列 j^* 的值置为零, 依照干扰公式和矩阵 M 计算出干扰矩阵 $I = I_1 - I_M$, SINR 可以表示为:

$$\text{SINR}_i = \frac{10^{\frac{S_{i, \max}}{10}}}{I_i + N_0} \quad (4)$$

其中, N_0 表示噪声功率。

3.2 使用DBSCAN算法进行密度聚类

利用每个栅格的信号参数 $x_i = [\text{rsrp}_i, \text{rsrq}_i, \text{sinr}_i, \dots]$

(其中 rsrp_i 为覆盖预测中的 $S_{i,\max}$, sinr_i 为干扰预测中的 SINR_i), 对每个栅格 g_i 使用问题判别函数 $P(g_i)$ 进行初筛, 判断栅格是否存在弱覆盖、高干扰等问题^[6], 并给出相应的标签, 异常问题使用阈值来判定, 其中:

$$P(g_i) = \begin{cases} 2, & \text{若 } \text{rsrp}_i < \text{threshold}_{\text{lowr}} \\ 1, & \text{若 } \text{sinr}_i < \text{threshold}_{\text{lowr}} \\ 0, & \text{若 } \text{threshold}_{\text{lowr}} \leq \text{rsrp}_i \leq \text{threshold}_{\text{highr}} \text{ 且 } \\ & \text{threshold}_{\text{lowr}} \leq \text{sinr}_i \end{cases} \quad (5)$$

得到问题栅格集合 $G^* = \{g_i \in G | P(g_i) = 1, P(g_i) = 2\}$, 作为后续聚类的输入对象。

利用 DBSCAN 算法, 通过 2 个重要参数来定义聚类: 邻域半径 ϵ 和每个簇内的最小点数 MinPts , 判定规则为: 对于任意 2 个空间栅格 p 和 q , 如果它们之间的空间邻域半径小于 ϵ , 且 q 在 p 的邻域内, 则称点 q 是密度可达的, 在聚类过程中, 每个点根据其邻域内的点的密度进行聚类, 最终得到若干个簇^[7]。

a) 初始化每个栅格为“未处理”状态。

b) 对于每个未处理的栅格 p_i , 计算其邻域 $N_\epsilon(p_i) = \{p_j \in G^* | p_i - p_j \leq \epsilon\}$ 。

c) 如果 $|N_\epsilon(p_i)| \geq \text{MinPts}$, 则将 p 作为核心栅格, 并将其邻域内的所有栅格归为同一簇。

d) 重复上述过程, 直到所有栅格被处理完毕。

3.3 问题区域识别

如图 4 所示, DBSCAN 聚类的结果将会标识出不同的簇, 每个簇代表一个聚集的异常区域, 提取出每个簇的边界以及区域内的栅格, 以此来识别问题区域的位置和范围。聚类后, 得到 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$, $C_j \subseteq G^*$, 其中每个簇 C_j 是空间连续、密度集中的网络问题区域, 其属性包括:

a) 空间边界框: 由成员栅格的极值确定^[8]。

b) 簇中心位置: $\bar{p}_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{p_i \in C_j} p_i$ 。

c) 性能均值指标: $\bar{x}_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x_i \in C_j} x_i$ 。

利用 DBSCAN 算法对异常栅格进行聚类, 可以在保持原始空间分布特征的前提下, 自动识别具有空间连续性的异常区域, 将同类问题栅格进行合理聚合。该过程依托密度阈值控制, 避免了对碎片化问题的过度合并, 既降低了逐点分析的复杂度, 又保证了问题识别的准确性和鲁棒性。经理论分析与实验验证发现, 该方法能够有效还原网络问题的空间分布特征, 为后续的自动优化提供可靠输入。

4 粒子群算法寻优

针对每一个问题簇, 依据簇内小区的原始功率、下倾角等参数组合, 通过路损矩阵计算出每一个栅格主服务小区的电平值, 设定覆盖标准门限后, 得到该参数组合下小区的有效覆盖栅格数量; 根据干扰公式, 计算每一个栅格的干扰情况, 通过设立高干扰栅格门限, 计算出簇内高干扰栅格的数量, 通过粒子群算法对簇内小区的功率、下倾角等参数组合进行迭代调优, 计算出最优的栅格覆盖数量和最小的干扰栅格数量, 完成该簇的自智调优^[9]。

a) 定义信号门限 $\text{Threshold}_{\text{RSRP}}$, 计算区域有效覆盖栅格数。

$$C(x) = \frac{\sum_{i=1}^M 1(S_{i,\max} \geq \text{Threshold}_{\text{RSRP}})}{M} \quad (6)$$

b) 定义 SINR 门限 $\text{Threshold}_{\text{SINR}}$, 计算区域干扰严

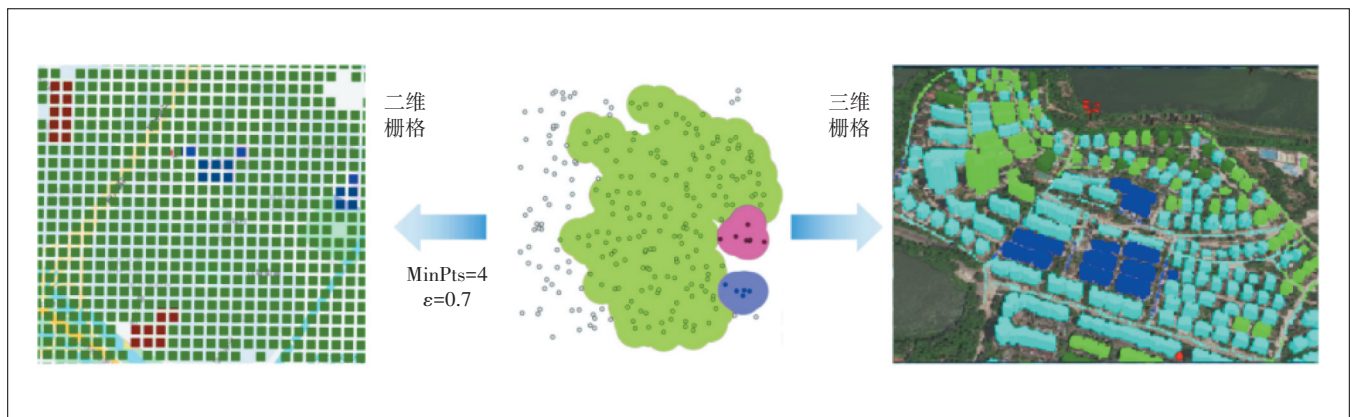


图4 基于DBSCAN的问题栅格聚类

重栅格数。

$$I(x) = \frac{\sum_{i=1}^M 1(\text{SINR}_i < \text{Threshold}_{\text{SINR}})}{M} \quad (7)$$

其中, $1(\cdot)$ 是指示函数, 当条件成立时取 1, 否则取 0。

适应度函数 $F(x)$ 关联覆盖和干扰, 粒子群算法找寻的是最优覆盖和最弱干扰的收敛值, 将适应度函数定义为:

$$F(x) = a_1 \times C(x) - a_2 \times I(x) \quad (8)$$

借用粒子群算法完成问题簇的小区参数组合寻优, 问题簇内的每一个信源小区都定义为一个粒子, 粒子的初始位置为: $x_i^1 = [P_i, \theta_i]$, 初始速度设置 v_i^0 。

粒子的速度和位置更新公式如下:

$$v_i^{t+1} = w \times v_i^t + c_1 \times r_1 \times (p_{i,\text{best}} - x_i^t) + c_2 \times r_2 \times (g_{\text{best}} - x_i^t) \quad (9)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (10)$$

其中, v_i^t 表示第 i 个粒子在第 t 代的速度; x_i^t 表示第 i 个粒子在第 t 代的位置; $p_{i,\text{best}}$ 表示第 i 个粒子历史最优位置; g_{best} 表示种群历史最优位置; w 表示惯性权重, 控制粒子运动的惯性^[10]; c_1, c_2 表示加速常数, 分别引导粒子向个人历史最优和全局最优靠拢^[11]; r_1, r_2 表示随机数(范围 $[0, 1]$), 引入随机性。

对于第 i 个粒子, 在每轮迭代后:

a) 计算当前适应值 $F(x_i^t)$: $F(x_i^t) = a_1 \times C(x_i^t) - a_2 \times I(x_i^t)$ 。

b) 更新个体历史最优:

$$p_{i,\text{best}} = \begin{cases} x_i^t & \text{如果 } F(x_i^t) > F(p_{i,\text{best}}) \\ p_{i,\text{best}} & \text{其他} \end{cases}。$$

c) 更新种群历史最优:

$$g_{\text{best}} = \begin{cases} x_i^t & \text{如果 } F(x_i^t) > F(g_{\text{best}}) \\ g_{\text{best}} & \text{其他} \end{cases}。$$

每一次粒子调整都是改变路损矩阵, 预测最新覆盖, 直至获取种群最优值, 经验证, 粒子群算法在无线网络寻优中具有较好的收敛性^[12](见图 5)。

5 应用成效

在系统运行过程中, 真实数据会持续对仿真数据进行校准, 以降低模型偏移与数据失真风险, 从而保障评估与决策的有效性^[13]。如表 1 所示, 基于典型场景对比验证, 仿真数据在总体水平与空间分布上与实际数据保持较高一致性, 误差可控且统计分布稳定,

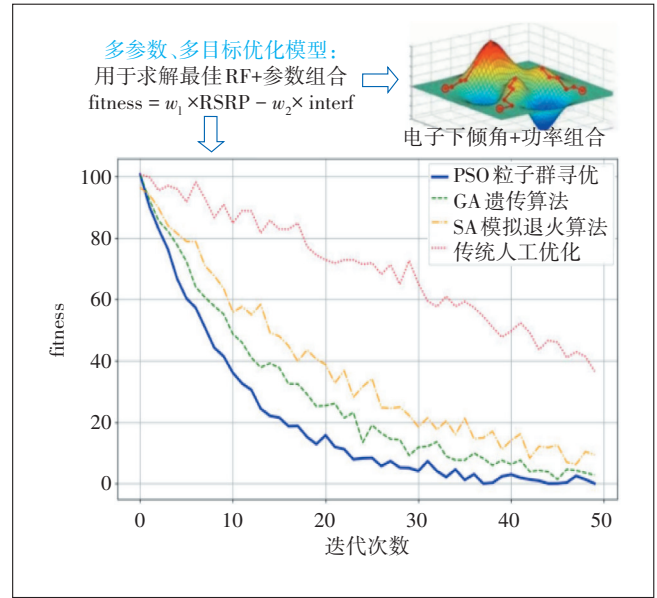


图 5 不同优化算法在无线网络寻优的收敛性对比

表 1 仿真与现网覆盖误差

区域 ID	区域类型	样本栅格数	现网覆盖均值/dBm	仿真覆盖均值/dBm	平均误差 MAE	标准差 (SD)	95% 置信区间	是否达标
UBN-01	高密度城区	3 699	-79	-78	1.46	1.88	±0.06	是
UBN-02	广覆盖农村	5 737	-85	-83	2.51	3.34	±0.09	是
UBN-03	室内深覆盖	190	-81	-83	2.48	3.19	±0.45	是
UBN-04	热点业务区	881	-84	-81	3.46	4.77	±0.32	是

可为后续的网络优化与策略评估提供可信依据。

如图 6 所示, 通过自智系统完成“现网监控—问题发现—问题优化—效果评估”闭环, 自动发现并解决网络问题。各环节之间自动流转, 推动优化流程由人工主导转变为以自动化为核心、人工为辅助的智能化模式, 解决了传统 RF 优化中人工经验不足、生产效率低下以及缺乏流程化的问题, 自智等级达到 L3 中级自智^[14], 目标达到“智能决策、自动执行”。

表 2 所示为某试点城市系统应用前后的样本改善

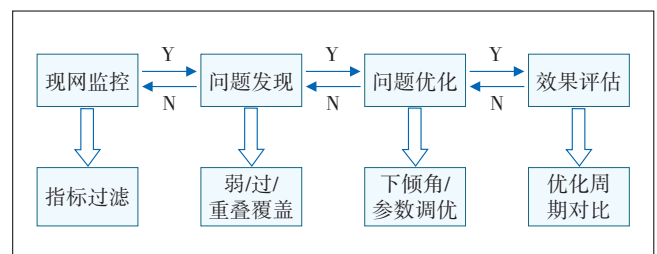


图 6 全生命周期自智图

表2 样本改善概况

区域ID	区域类型	小区数	用户数/万	原始弱覆盖栅格占比/%	调整后弱覆盖栅格占比/%	原始高干扰栅格占比/%	调整后高干扰栅格占比/%
UBN-01	高密度城区	862	3.94	3.5	1.9	7.8	3.9
UBN-02	广覆盖农村	200	1.25	7.2	4.5	11.4	6.2
UBN-03	室内深覆盖	339	0.62	4.4	2.1	4.1	2.4
UBN-04	热点业务区	1 060	2.11	6.6	2.3	7.6	4.6

情况,以热点业务区为例,弱覆盖栅格降低了4.3个百分点,高干扰栅格降低了3.0个百分点;同时基于多组典型场景系统应用前后的对比验证,通过智能参数和倾角调整,区域弱覆盖栅格和高干扰栅格得到明显压降,有效提升了区域基础网络质量。

该系统的应用已取得显著成效。在流程效率方面,系统应用后,人工测试、问题分析、方案制定等环节人工投入大幅减少,每百站的RF优化时长由40 h降至2 h,人工工作量减少80%,工作效率提升95%;在质量提升方面,系统自动解决1 130余个覆盖问题小区,420余个干扰问题小区,区域投诉率下降35%,用户满意率提升64%,流量增长25%;在经济效益方面,系统应用区域人工投入减少,节约优化人员5人,节约2辆车辆,人车塔工等运维成本年节省51万元(见表3),同时流量增长带动营收持续提升。

表3 用户感知与商业收益

指标	应用前	应用后	变化幅度	统计显著性(K-S检验p)
投诉/万户	5.6	3.6	-35%	0.03
区域流量/(PB/月)	1.2	1.5	25%	0.03
每百站优化时长/h	40	2	-95%	0.01
现场优化成本/万元	1 250	1 199	4.1%	0.02

6 结束语

基于数字孪生的无线网络仿真技术在网络优化过程中应用前景广泛^[15]。首先,仿真技术能够模拟复杂的网络环境,并为未来的网络部署和优化提供依据;其次,数字孪生技术使得网络优化决策更加精准和高效,能够通过实时反馈和数据预测来优化网络资源的配置^[16];最后,仿真结果具有可扩展性,可以为大规模网络环境的优化提供解决方案,满足未来通信网络智能化、自动化的发展需求。

参考文献:

- [1] QIU Y B, JIN Y, YU L B, et al. Improving sample efficiency of multi-agent reinforcement learning with nonexpert policy for flocking control [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(16): 14014-14027.
- [2] WANG Q X, WANG L H, YU L B, et al. An ID-based robust identification approach toward multitype noncooperative drones [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(9): 10179-10192.
- [3] ZHANG J, WANG J. Deep adversarial reinforcement learning based incentive mechanism for content delivery in D2D-enabled mobile networks [J]. Neurocomputing, 2023, 544: 126258.
- [4] LIU Z. Digital twin based wireless network management and optimization: a new paradigm [J]. Journal of Communications and Networks, 2024, 26(4): 389-400.
- [5] WANG Y. AI-driven self-optimizing wireless networks: techniques and challenges [J]. IEEE Network, 2023, 37(6): 114-121.
- [6] ZHANG H. Applying AI to wireless self-organizing networks: a comprehensive review [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(2): 1013-1026.
- [7] LI S. Intelligent wireless network optimization with digital twin and AI technologies [J]. China Communications, 2024, 21(11): 102-115.
- [8] 董慧, 盛凌志. 基于用户感知的移动网络优化体系及关键技术 [J]. 电信工程技术与标准化, 2011(11): 1-4.
- [9] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2806-2810.
- [10] 王勇, 滕祖伟, 周杰华, 等. AI深度学习在移动网异常小区检测分类中的应用 [J]. 邮电设计技术, 2019(11): 11-15.
- [11] 冯少荣, 肖文俊. 基于密度的DBSCAN聚类算法的研究及应用 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(20): 216-221.
- [12] 骆永健. 基于聚类的数据流异常检测算法的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010.
- [13] 余少华. 自智网络: 概念、架构与技术 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2022.
- [14] 陶飞. 数字孪生车间: 理论、技术与应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- [15] 周洁. 基于数字孪生的通信网络信号强度优化方法 [J]. 通信电源技术, 2025, 42(10): 184-186.
- [16] 王飞跃. 平行智能: 复杂系统的建模、分析、控制与决策 [M]. 北京: 科学出版社, 2018.

作者简介:

李云鹏, 学士, 主要研究方向为网络优化和网络自智; 周杰华, 学士, 主要研究方向为网络优化和特殊场景移动网络信号规划及优化; 许国平, 博士, 主要研究方向为移动网络信号规划及优化; 陈翔, 学士, 主要研究方向为网络优化; 涂琦, 硕士, 主要研究方向为网络优化和大数据分析。