

面向网络覆盖和用户需求的 5G 基站选址方法

岳昆^{1,2}, 黄文辉^{1,2}, 王笏辉^{1,2}, 杨培忠^{1,2}, 杨晰³, 段亮^{1,2}

(1. 云南大学云南省智能系统与计算重点实验室, 云南 昆明 650500; 2. 云南大学信息学院, 云南 昆明 650500;

3. 中国移动通信集团云南有限公司, 云南 昆明 650228)

摘要: 5G 网络是一种具有高速率、低时延、大带宽和广连接等特点的新一代移动通信技术, 为众多智慧化创新应用提供了基础设施, 其高频特性导致覆盖范围有限。目前以进化算法为代表的基站选址方法容易陷入局部最优, 不能以低成本实现高覆盖率。为此, 提出一种基于网络覆盖和用户需求的 5G 基站选址方法, 基于用户终端的历史通信数据, 综合考虑基站的覆盖重合程度和用户需求的满足程度, 给出基站之间互斥概率的概念, 描述特定区域内在满足用户需求的前提下基站不能同时存在的可能性。针对非相邻基站间的互斥概率计算问题, 提出基于图卷积网络(GCN)的非相邻基站互斥概率计算方法, 进而给出基站分离度的概念以描述合理选择多个基站站址的可能性。针对 5G 基站选址这一优化问题, 基于分离度构建满足子模性的目标函数并给出其证明。最后, 提出实现最优选址的贪心算法。在不同规模数据集上的实验结果表明, 所提的 5G 基站选址方法在覆盖率和平均需求满足程度上分别优于当前最优方法 1%~20% 和 1%~6%。

关键词: 5G 基站站址选择; 互斥概率; 图卷积网络; 子模性; 贪心算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0070560

5G Base Station Site Selection Method for Network Coverage and User Demand

YUE Kun^{1,2}, HUANG Wenhui^{1,2}, WANG Jiahui^{1,2}, YANG Peizhong^{1,2}, YANG Xi³, DUAN Liang^{1,2}

(1. Yunnan Key Laboratory of Intelligent Systems and Computing, Yunnan University, Kunming 650500, Yunnan, China;

2. School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, Yunnan, China;

3. China Mobile Communications Group Yunnan Co., Ltd., Kunming 650228, Yunnan, China)

【Abstract】 The 5G network is a new generation of mobile communication technology characterized by high speed, low latency, large bandwidth, and extensive connectivity, providing an infrastructure for numerous innovative and intelligent applications. However, its high frequency results in limited coverage. Existing base site selection methods fall into local optima, and it is difficult to achieve high coverage at low cost. In this study, an approach for determining 5G base station locations is proposed based on network coverage and user demand, utilizing historical user terminal communication data. First, based on historical user terminal communication data, the concept of mutual exclusion probability between base stations is proposed by considering both the overlap of base station coverage and level of user demand satisfaction. Thus, the likelihood that specific base stations cannot coexist in a given area while meeting user demands is described. Accordingly, a method is presented for calculating mutual exclusion probabilities based on a Graph Convolutional Network (GCN) for nonadjacent stations. Furthermore, the concept of base station separation degree is proposed to describe the likelihood of effectively selecting multiple base stations. For the optimization problem of the 5G base station location, the target function is constructed and proven based on the separation degree while satisfying the submodularity property, and a greedy algorithm is provided for the optimal base station location. Experimental results on various scaled datasets show that the proposed method for 5G base station location outperforms other methods in terms of coverage and average user demand satisfaction by 1%–20% and 1%–6%, respectively.

【Key words】 5G base station site selection; mutual exclusion probability; Graph Convolutional Network (GCN); submodularity; greedy algorithm

基金项目: 国家自然科学基金(U23A20298); 云南省重大科技专项(202202AD080001); 云南省基础研究专项重点项目(202401AS070138); 云南省重点实验室建设项目(202405AV340009); 云南省基础研究计划面上项目(202201AT070394)。

作者简介: 岳昆(CCF 高级会员), 男, 教授、博士, 主研方向为不确定性知识表示与推理、数据挖掘; 黄文辉, 硕士; 王笏辉(CCF 会员、通信作者), 助理研究员、博士; 杨培忠, 副教授、博士; 杨晰, 硕士; 段亮, 副教授、博士。

收稿日期: 2024-10-31

修回日期: 2025-01-06

E-mail: wjh@ynu.edu.cn

0 引言

5G 基站作为第五代移动通信技术的核心基础设施,在现代通信网络中扮演着至关重要的角色,具有高速率、低延迟、大带宽和广连接等特点^[1]。为大规模物联网连接、高清视频流媒体、增强现实和虚拟现实体验,以及智能城市和自动驾驶等创新应用提供了有力支持^[2],而合理的基站部署是 5G 网络良好覆盖和通信质量的重要保证^[3]。由于高频的 5G 信号穿透能力较弱,覆盖范围相对有限,因此需要密集部署大量基站,给 5G 基站选址带来了较大挑战。高效准确地确定最优 5G 基站站址,是良好用户体验和运营成本效益最大化的重要保证,成为了学界和业界亟待解决的问题。基站的最优选址任务旨在保证基站容量满足用户需求的前提下,从候选基站中选出基站子集以实现最大覆盖率。最优基站子集的选取是 NP 难问题,难以在多项式时间内得到最优解^[4]。目前的基站选址方法主要以遗传算法和粒子群优化(PSO)算法等进化算法^[5]为代表,以覆盖率为优化目标^[6],由于 5G 基站规模庞大,进化算法收敛速度慢,容易陷入局部最优,因此使用这些算法难以得到最优的基站选址。

用户需求大的区域通常由多个基站共同覆盖,以提供足够的基站容量,而基站之间覆盖范围的重合会减小基站的覆盖率。本文同时考虑基站间覆盖范围的重合程度和用户需求的满足程度,在满足用户需求前提下基站位置合理性进行量化,提出基站互斥概率的概念,即重合程度和用户需求满足程度越小,其互斥概率越小、资源浪费程度也越小,进而将选取具有最大覆盖率的基站子集问题转变为选取用户需求满足程度最大、基站覆盖范围重合程度最小的基站子集任务。为此,本文研究以下 2 个问题:1)如何综合考虑用户需求程度和覆盖范围重合程度;2)如何从候选基站集合中选出互斥概率最小的基站子集。

用户终端的历史通信数据包含用户地理坐标(简称为用户坐标)和时间戳,反映了各地理位置上的通信需求。为了得到基站之间的互斥概率,本文基于用户坐标数据,使用基站共同覆盖的用户数与其所覆盖总用户数的比例来度量基站之间覆盖范围的重合程度,以最大化覆盖范围,使用基站容量与覆盖用户数的比例来度量用户需求的满足程度以保证用户体验。将两者的乘积作为基站之间的互斥概率,即重合程度和用户需求的满足程度越小,互斥概率越小。

然而,由于无重合覆盖范围内并无用户被非相邻基站共同覆盖,上述互斥概率无法应用于非相邻基站。为了避免覆盖范围无重合的非相邻基站过度聚集在高需求区域,即多个基站同时与它们共同的相邻基站重合而导致基站资源浪费,非相邻基站之间应保持互斥性以减小过度重合。因此,本文引入图结构,用节点表示基站,用边表示相邻基站间的互斥性,将基站所覆盖用户的坐标构成节点的属性矩阵,从而构建基站互斥关系图。由于坐标相近的多个用户通常被同一基站覆盖,使得相邻用户坐标通常同时出现在同一基站的属性矩阵中,相邻基站的属性矩阵具有相同的用户坐标。卷积神经网络(CNN)能有效提取数据的局部特征^[7],图卷积网络(GCN)可有效地捕捉节点与其邻居间的关联关系^[8]。本文利用 CNN 提取各基站属性矩阵的局部特征,得到各基站的特征向量,利用 GCN 聚合邻居节点特征,得到各基站节点的向量表示,再利用全连接网络将任意两个基站的向量表示映射为互斥概率,从而构建互斥概率的预测模型,实现非相邻基站间互斥概率计算。

基于基站间的互斥概率,计算多个基站的平均互斥概率,并给出某一基站与基站子集之间的分离度概念,用于度量多个基站共存的可能性(即合理选择基站的可能性),基站子集的分离度最大即共存可能性最大。然后,基于基站子集分离度构建 5G 基站选址这一优化问题的目标函数,求取使分离度最大的基站子集。由于满足子模性的目标函数使用贪心算法求解可得到近似最优解,因此本文给出基于贪心算法的最优选址方法,从候选基站集合中逐一选出使目标函数增益最大的基站,从而得到分离度最大的最优站址集合。考虑到基站子集中基站数量越小、分离度的增益就越大这一性质,即随着基站子集规模增大、目标函数增益逐渐减小,本文从理论上证明所构建目标函数的子模性。本文的主要贡献包括:

1)提出综合考虑用户需求满足程度和基站覆盖范围重合程度的基站间互斥概率度量,以及非相邻基站间互斥概率计算方法。

2)提出基站子集分离度的概念及计算方法,给出选址问题的目标函数,证明其子模性,并给出基于贪心策略的 5G 基站最优选址算法。

3)在不同规模数据集上的实验结果表明,本文方法在覆盖率和平均需求满足程度等方面具有优异的表现,在各项评价指标上均优于其他方法。

1 相关工作

本节阐述基于进化算法的站址选择方法、基于机器学习的站址选择方法,以及基于图模型的节点关联分析方法,并分析国内外研究现状。

1) 基于进化算法的站址选择。

文献[5]采用遗传算法对站点坐标、发射功率和倾斜度等设计参数进行优化,以基站覆盖率、成本和最小化干扰为优化目标。文献[9]基于反学习的种群初始化和精英交叉策略,综合考虑网络建设和性能优化,结合改进的免疫算法来优化 3G 基站选址,旨在最小化成本和最大化覆盖率。文献[10]提出一种基于模糊自适应旋转角度的混合量子遗传算法,用于确定无人机在灾区的最佳位置,以实现无人机在灾区的最大覆盖范围。文献[11]采用 PSO 算法对分布式 MIMO 系统中基站小区的天线位置进行优化,以发现最佳的天线部署方案,利用演化算法调整天线位置来提升信道容量。文献[12]首先确定施工现场的需求点数量,然后基于消防安全选址的经济性、距离、时间和覆盖面积等因素,建立多目标选址优化模型,利用多目标 PSO 算法对模型进行求解,得到消防安全点选址方案。进化算法在搜索解空间时容易陷入局部最优解,难以在大规模 5G 基站中选出最优基站站址集合,同时进化算法需要进行大量的迭代和计算,尤其在优化多个目标的情况下,算法具有较高的计算复杂度。

2) 基于机器学习算法的站址选择。

文献[13]借助地理信息系统和多标准分析方法,利用随机森林算法确定省会城市最佳的医院建设地点,以协助决策者有效控制疫情传播。文献[14]提出一种基于 GCN 的店铺选址模型,通过综合考虑地理空间的相互影响及交通网络对店铺选址的影响,有效预测对不同地区店铺的吸引力。文献[15]提出电梯维修站点选择方法 FTK-means,结合 k -均值聚类 and 覆盖问题,通过平滑电梯故障数量权重和微调聚类结果,实现在大规模数据集上的更优站点选择和站点负载公平性,计算开销较小,参数选择方法简单。通过无监督学习算法对用户坐标进行聚类,以聚类中心点的坐标确定基站站址,但是当用户分布不均匀或密度较低时,可能导致基站覆盖不完整,无法满足所有用户的需求。

3) 基于图模型的节点关联分析。

文献[16]提出双路径图卷积网络(DP-GCN),同时考虑节点之间的连通性和拓扑结构相似性,得到节点表示并用于节点分类。文献[17]提出新型信

任评估框架 GATrust,综合考虑上下文信息、网络拓扑结构和社交信任关系等用户的多方面属性,通过图注意力网络和 GCN 实现针对在线社交网络中用户信任评估的准确预测。文献[18]通过引入类集调用图,将图注意力网络、主题模型和深度融合网络进行结合,提出综合结构、语义和权限特征的 Android 恶意软件检测方法。文献[19]使用贝叶斯网描述社交行为历史数据中频繁项的关联关系,提出基于概率推理的社交影响范围推断方法。这些方法需使用大量的数据训练模型,可学习基站节点的结构特征和邻居节点的属性特征,并预测非相邻基站的互斥概率,但不能直接基于图结构和基站节点属性矩阵准确预测所有基站节点间的互斥概率,进而难以度量候选基站站址集合中存在的资源浪费现象。

2 基于网络覆盖和用户需求的分离度计算

本节首先给出基站规划区域内候选 5G 基站集合、历史用户终端坐标集合和基站选址问题的相关定义,然后给出基站间互斥概率和分离度计算方法。

2.1 相关定义

将规划区域的最小外包矩阵的西南角坐标、东北角坐标分别表示为 (x_w, y_w) 、 (x_e, y_e) 、 $(x_w < x_e, y_w < y_e)$ 。

定义 1 规划区域内的候选 5G 基站集合表示为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, n 为基站总数,基站 v_i ($1 \leq i \leq n$) 的坐标为 (x_{vi}, y_{vi}) ,其中 $x_{vi} \in [x_w, x_e]$, $y_{vi} \in [y_w, y_e]$ 。

定义 2 一段时间内规划区域出现的历史用户终端(简称用户)的集合为 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$, u_k ($1 \leq k \leq m$) 表示集合 U 的第 k 个用户,其坐标为 (x_{uk}, y_{uk}) ,其中 $x_{uk} \in [x_w, x_e]$, $y_{uk} \in [y_w, y_e]$ 。

5G 基站选址问题描述如下:在满足规划区域内用户需求的前提下,从 V 中选出使覆盖率最大的基站子集 $S = \{v_1, v_2, \dots, v_b\}$ ($S \subseteq V, |S| = b$),其中,覆盖率为 S 所覆盖用户数与总用户数的比例,用户需求满足程度为基站容量与覆盖用户数的比例。表 1 给出本文使用的符号及其含义描述。

2.2 基站间的互斥概率

为了度量规划区域内 5G 基站的重合程度和基站容量对用户需求的满足程度,本文首先基于历史用户坐标判断各用户是否在基站的覆盖范围内,即用户是否被基站覆盖,进一步统计各基站覆盖的用户数及基站共同覆盖的用户数,然后讨论基站间不能同时存在的可能性(即互斥性)的度量方法。

表 1 符号及其含义描述

Table 1 Descriptions of symbols and their meanings

符号	描述
$(x_w, y_w), (x_e, y_e)$	规划区域西南角坐标、东北角坐标
$V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$	候选 5G 基站集合
(x_{vi}, y_{vi})	基站 $v_i (1 \leq i \leq n)$ 的坐标
$U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$	用户集合
(x_{uk}, y_{uk})	用户 $u_k (1 \leq k \leq m)$ 的坐标
$d_{ik} (d_{ik} = 0 \text{ 或 } 1)$	基站 v_i 是否覆盖用户 u_k
$\alpha_i (0 < \alpha_i \leq 1)$	基站 v_i 的用户需求满足程度
$N(v_i)$	基站 v_i 覆盖的用户数
$N(v_i, v_j)$	v_i 和 v_j 共同覆盖的用户数
E	V 中基站节点间边的集合
$G = (V, E)$	基站集合 V 的互斥关系图
α_i	基站 v_i 的用户需求满足程度
ϵ	基站容量
$e_p(v_i, v_j)$	基站 v_i 和 v_j 的互斥概率
S	规划区域内所有候选基站子集
$s_d(S, v_j)$	基站 v_j 与 S 的分离度
T	相邻基站节点对数

令 d_{ik} 表示基站 $v_i (1 \leq i \leq n)$ 是否覆盖用户 $u_k (1 \leq k \leq m)$, 记为:

$$d_{ik} = \begin{cases} 1, & \sqrt{(x_{vi} - x_{uk})^2 + (y_{vi} - y_{uk})^2} \leq r \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

基站 v_i 覆盖的用户数为:

$$N(v_i) = \sum_{k=1}^m d_{ik} \quad (2)$$

基站 v_i 和 $v_j (1 \leq j \leq n)$ 共同覆盖的用户数为:

$$N(v_i, v_j) = \sum_{k=1}^m d_{ik} \times d_{jk} \quad (3)$$

为了使用户数较大的区域拥有足够的基站容量, 将基站 v_i 的用户需求满足程度表示为 $\alpha_i (0 < \alpha_i \leq 1)$, 用于描述基站提供的容量以满足用户需求的程度。给定每个基站的容量均为 ϵ , 若 $N(v_i) \leq \epsilon$, 则基站容量满足用户需求, 令 $\alpha_i = 1$; 否则基站容量不满足用户需求, 令 $\alpha_i = \epsilon / N(v_i)$ 。在基站容量不变的条件下, 用户数 $N(v_i)$ 越大 (即用户需求增加), 基站容量满足用户需求的程度越小 (即 α_i 越小)。基于上述思想, α_i 可表示为:

$$\alpha_i = \begin{cases} 1, & N(v_i) \leq \epsilon \\ \frac{\epsilon}{N(v_i)}, & N(v_i) > \epsilon \end{cases} \quad (4)$$

为了度量基站 v_i 和 v_j 在特定位置坐标上的互斥性, 即满足用户需求前提下特定位置坐标上基站不能同时存在的可能性, 互斥概率定义如下。

定义 3 基站 v_i 和 v_j 的互斥概率定义为其覆

盖范围重合程度与用户需求满足程度的乘积, 记为 $e_p(v_i, v_j) (0 < e_p(v_i, v_j) \leq 1, 1 \leq i, j \leq n, i \neq j)$:

$$e_p(v_i, v_j) = \alpha_i \alpha_j \frac{N(v_i, v_j)}{N(v_i) + N(v_j) - N(v_i, v_j)} \quad (5)$$

式中: $N(v_i, v_j) / (N(v_i) + N(v_j) - N(v_i, v_j))$ 是基站 v_i 和 v_j 共同覆盖用户与所覆盖用户总数之比。

在基站容量满足用户需求的情况下 (即 $\alpha_i = 1$ 且 $\alpha_j = 1$), $N(v_i, v_j) / (N(v_i) + N(v_j) - N(v_i, v_j))$ 越大, 则 $e_p(v_i, v_j)$ 越大, 表明两个基站互斥概率越大, 它们应相互远离以覆盖更多区域。当重合程度一定时, 若基站容量不满足用户需求, 用户需求越大 (即用户需求满足程度 α_i 或 α_j 越小), 则 $e_p(v_i, v_j)$ 越小, 表明两个基站的互斥概率越小, 应尽量靠近以同时覆盖用户需求较大的区域, 从而提供足够容量来满足用户需求。

例如, 针对图 1 中的基站 v_1, v_2 和 v_3 (彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版, 下同), 若 $\epsilon = 10, \alpha_1 = \alpha_2 = 1, N(v_1) = N(v_2) = 7, N(v_1, v_2) = 4$, 那么通过计算可以得到 $N(v_1, v_2) / (N(v_1) + N(v_2) - N(v_1, v_2)) = 0.4, e_p(v_1, v_2) = 1 \times 1 \times 0.4 = 0.4$ 。若 $N(v_2, v_3) = 2, N(v_2) = 7, N(v_3) = 7, \alpha_3 = 1$, 则 $e_p(v_2, v_3) = 0.17$ 。可见, 基站重合程度越小, 互斥概率就越小。

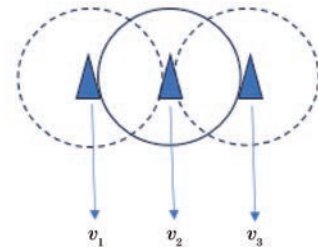


图 1 基站间的互斥性示例

Fig. 1 Example of mutual exclusion between base stations

2.3 基站子集的分离度

为了得到既满足用户需求, 又满足基站覆盖重合程度最小的基站选址方案, 本节基于基站之间的互斥概率, 进一步给出某一基站与基站子集之间分离度的概念, 描述该基站与基站子集可共存的可能性, 从而度量所选基站子集共存的可能性。

定义 4 令 $S (S \subseteq V)$ 为规划区域内所有候选基站的子集, S 中基站数不超过 $b (0 < b \leq n)$, v_j 与 S 之间的分离度表示基站 v_j 与 S 中基站共存的可能性, 记为:

$$s_d(S, v_j) = 1 - \frac{\sum_{v_i \in S \setminus \{v_j\}} e_p(v_i, v_j)}{b} \quad (6)$$

式中: $0 \leq s_d(S, v_j) < 1$ 。在基站容量满足用户需求情况下, $p(v_i, v_j)$ 越小, $s_d(S, v_j)$ 越大, 表明基站 v_j 与 S 中其他基站的共存概率越大。

令 S_1 和 S_2 分别为两个规模相同的基站子集, 其中 $S_1 \neq S_2$ 且 $|S_1| = |S_2| = b$ 。若不存在任意的 S_2 满足 $\sum_{v_q \in S_2} s_d(S_2, v_q) > \sum_{v_j \in S_1} s_d(S_1, v_j)$, 则 S_1 为最大分离度对应的基站子集, 即共存可能性最大的基站子集, 其中, $\sum_{v_j \in S_1} s_d(S_1, v_j) (0 \leq \sum_{v_j \in S_1} s_d(S_1, v_j) < b)$ 表示 S_1 中各基站与 S_1 之间的分离度之和。

基站子集的分离度基于其中任意两个基站之间的互斥概率来计算。使用式(5)可计算覆盖范围重合的相邻基站之间的互斥概率, 下面讨论覆盖范围无重合的非相邻基站之间互斥概率的计算方法。

2.4 非相邻基站的互斥概率计算

为了准确计算非相邻基站之间的互斥概率, 本文引入图结构, 节点表示基站, 无向边表示基站间的互斥性, 节点的属性表示基站所覆盖用户的坐标, 从而构建基站互斥关系图。

定义 5 $G=(V, E)$ 为 V 中 5G 基站的互斥关系图, E 为 G 的边集, 对于任意两个基站 v_i 和 $v_j (1 \leq i, j \leq n, i \neq j)$, 当 $N(v_i, v_j)$ 不为 0 时, 在 v_i 和 v_j 之间存在一条无向边 $p_{ij} (e_{ij} \in E)$ 。

令 A 为 G 的邻接矩阵, 若存在 p_{ij} , 则 $A_{ij} = 1 (1 \leq i, j \leq n)$; 否则 $A_{ij} = 0$ 。令 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 表示基站属性矩阵, $X_i \in \mathbb{R}^{l \times 2} (1 \leq i \leq n)$ 表示由基站 v_i 所覆盖用户的坐标构成的矩阵, 其第 1 列和第 2 列分别表示用户的横坐标和纵坐标。对于基站 v_i 和用户 u_k , 若 $d_{ik} = 1$, 则 $(x_{uk}, y_{uk}) \in X_i$, 其中, $l (l \leq m)$ 为基站覆盖的最大用户数, 对于任意覆盖用户数小于 l 的 X_i , 用 0 填补至 $\mathbb{R}^{l \times 2}$ 。

基于基站互斥关系图 G , 使用 CNN 提取 G 的属性矩阵的局部特征, 然后利用 GCN 和全连接网络构建互斥概率预测模型, 最后进行模型训练并预测非相邻基站间的互斥概率, 步骤如下。

1) 基于 CNN 的基站特征提取。

利用 CNN 的卷积和池化操作, 分别提取每个基站节点的属性矩阵 $X_i (1 \leq i \leq n)$ 的局部特征, 得到各基站节点的特征向量 y_i , 将基站节点的复杂属性转化为高维特征向量表示, 并将所有基站节点的特征向量按行拼接成特征矩阵 Y 。

$$y_i = \text{CNN}(X_i) \quad (7)$$

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \quad (8)$$

式中: $\text{CNN}(\cdot)$ 表示卷积和池化操作。

2) 基于 GCN 的预测模型。

基于基站互斥关系图 G 和特征矩阵 Y , 利用 GCN 的图卷积操作, 结合邻居节点的特征信息, 对每个基站节点的特征进行更新和聚合, 得到节点表示 Z 。

$$Z = \text{GCN}(A, Y) \quad (9)$$

式中: $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$, $z_i (1 \leq i \leq n)$ 表示基站 v_i 经过 GCN 得到的节点向量表示, 反映基站节点在图结构中的位置和特征信息。

然后, 将任意两个 z_i 和 $z_j (1 \leq i, j \leq n)$ 拼接成向量, 作为全连接网络的输入层, 基站节点 v_i 和 v_j 的互斥概率作为输出层, 也就是将任意两个基站节点的向量表示映射为互斥概率:

$$\hat{p}(v_i, v_j) = \text{FNN}(z_i, z_j) \quad (10)$$

式中: $\text{FNN}(\cdot)$ 表示全连接网络。

3) 非相邻基站间的互斥概率预测。

为了准确预测非相邻基站间的互斥概率, 利用式(5)得到 $T (0 < T < n^2/2)$ 对相邻基站节点间的互斥概率, 将 T 对基站节点的互斥概率构成训练集 J_1 表示为:

$$J_1 = \{p(v_i, v_j) \mid \forall v_i, v_j \in V, i \neq j, N(v_i, v_j) > 0\} \quad (11)$$

平均绝对误差(MAE)对互斥概率 $p(v_i, v_j) \in [0, 1]$ 预测值与真实值之间的差异更敏感。本节使用 MAE 度量互斥概率的预测值与真实值之间的误差, 给出式(12)中的损失函数, 并采用梯度下降方法优化参数, 最后利用训练好的模型预测非相邻基站之间的互斥概率。以上思想见算法 1。

$$\mathcal{L} = \frac{1}{T} \sum_{p(v_i, v_j) \in J_1} [p(v_i, v_j) - \hat{p}(v_i, v_j)]^2 \quad (12)$$

算法 1 非相邻基站间的互斥概率预测

输入 G 的邻接矩阵 A , 基站属性矩阵 X , 训练集 J_1 , 学习率 α

输出 非相邻基站间的互斥概率集合 J_2

1. 随机初始化模型参数集合 θ
2. $\mathcal{L} \leftarrow 0$
3. repeat
4. $Y \leftarrow \text{CNN}(X)$ // 使用式(7)、式(8)
5. $Z \leftarrow \text{GCN}(A, Y)$ // 使用式(9)
6. for $t=1$ to T do
7. 从 J_1 中选取第 t 个训练样本 $p(v_i, v_j)$
8. $\hat{p}(v_i, v_j) \leftarrow \text{FNN}(z_i, z_j)$ // 使用式(10)
9. $\mathcal{L} \leftarrow \mathcal{L} + \frac{1}{T} [p(v_i, v_j) - \hat{p}(v_i, v_j)]^2$

```

10.   end for
11.    $\theta \leftarrow \theta - \alpha \frac{\partial L}{\partial \theta}$ 

12. until 达到指定的训练轮数
13.  $J_2 \leftarrow \emptyset$ 
14. for each  $(v_i, v_j)$  in  $\{v_i, v_j \mid \forall v_i, v_j \in V, i \neq j, N(v_i, v_j) = 0\}$  do
15.    $p(v_i, v_j) \leftarrow \text{CNN\_GCN\_FNN}(X, A, v_i, v_j)$  //使用
//式(7)~式(10),利用  $\theta$  预测  $v_i$  与  $v_j$  间的互斥概率
16.    $J_2 \leftarrow J_2 \cup p(v_i, v_j)$ 
17. end for
18. return  $J_2$ 

```

使用式(5)计算相邻基站间的互斥概率集合 J_1 ,使用算法 1 预测得到非相邻基站间的互斥概率集合 J_2 ,从而得到所有基站间的互斥概率集合 J , $J = J_1 \cup J_2$,进而计算出基站子集的分离度。

3 最优选址算法

基站最优选址旨在从候选基站集合 V 中找到

$$\begin{aligned}
 F(A \cup \{v\}) - F(A) &= \sum_{v_j \in A \cup \{v\}} s_d(A \cup \{v\}, v_j) - \sum_{v_j \in A} s_d(A, v_j) = \\
 &= 1 - \frac{\sum_{v_i \in A} p(v_i, v)}{b} + \sum_{v_j \in A} [s_d(A \cup \{v\}, v_j) - s_d(A, v_j)] = \\
 &= 1 - \frac{\sum_{v_i \in A} p(v_i, v)}{b} + \sum_{j \in A} \left[\frac{\sum_{v_i \in A \setminus v_j} p(v_i, v_j)}{b} - \frac{\sum_{v_i \in A \cup \{v\} \setminus v_j} p(v_i, v_j)}{b} \right] = \\
 &= 1 - \frac{\sum_{v_i \in A} p(v_i, v)}{b} - \sum_{j \in A} \frac{p(v, v_j)}{b} = 1 - \frac{\sum_{v_i \in A} p(v_i, v) + \sum_{v_j \in A} p(v, v_j)}{b}
 \end{aligned}$$

同理,可得:

$$\begin{aligned}
 F(B \cup \{v\}) - F(B) &= \\
 &= 1 - \frac{\sum_{v_i \in B} p(v_i, v) + \sum_{v_j \in B} p(v, v_j)}{b}
 \end{aligned}$$

由于 $A \subseteq B$,因此:

$$\begin{aligned}
 \sum_{v_i \in A} p(v_i, v) + \sum_{v_j \in A} p(v, v_j) &\leq \\
 \sum_{v_i \in B} p(v_i, v) + \sum_{v_j \in B} p(v, v_j)
 \end{aligned}$$

则有 $F(A \cup \{v\}) - F(A) \geq F(B \cup \{v\}) - F(B)$,因此, $F(S)$ 满足子模性。证毕。

算法 2 5G 基站选址方法

输入 候选节点集合 V , 基站子集规模上限 b , 所有基站间的互斥概率集合 J

输出 最大分离度的基站子集 S

1. 从 V 中任选基站 v
2. $S \leftarrow \{v\}$

最大分离度子集 $S (S \subseteq V)$ 。随着基站子集规模 $|S|$ 的增大,分离度增益逐渐减小,因此将基站分离度表示为目标函数值,以求出最大分离度子集,构建如下目标函数:

$$F(S) = \sum_{v_j \in S} s_d(S, v_j) \quad (13)$$

对于集合 V 中的任意两个子集 A 和 B ,若 $F(A \cup \{v\}) - F(A) \geq F(B \cup \{v\}) - F(B)$, $A \subseteq B \subseteq V, v \in V \setminus B$,则 F 具有子模性。若优化问题的目标函数满足子模性,那么使用贪心策略的解至少为最优解的 $(e-1)/e$ 倍,其中 e 为自然对数的底数。式(13)中的目标函数满足子模性,由定理 1 阐述。因此,使用贪心算法从候选 5G 基站集合 V 中求出具有最大分离度的基站子集,可得到最优基站集合。

定理 1 目标函数 $F(S)$ 具有子模性。

证明 设 $S (S \subseteq V)$ 为具有最大分离度的基站集合,设 A 和 B 分别为 S 的不同子集,且 $A \subseteq B \subseteq S, v \in V \setminus S$,函数 $F(S) = \sum_{j \in S} s_d(S, v_j)$ 。

3. for $i=2$ to b do
4. $F(S) \leftarrow \sum_{v_j \in S} s_d(S, v_j)$
5. $v \leftarrow \underset{v \in V \setminus S}{\operatorname{argmax}} \{F(S \cup \{v\}) - F(S)\}$
//使目标函数增益最大的基站
6. $S \leftarrow S \cup \{v\}$
7. end for
8. return S

利用贪心算法求解,使目标函数 $F(S)$ 的基站集合 S 最大,从而得到最优 5G 基站站址。首先,使用贪心策略逐一选出使目标函数增益 $F(S \cup \{v\}) - F(S)$ 最大的 $v (v \in V \setminus S)$,将 v 加入到 S 中。给定基站子集规模的上限 b ,重复上述步骤直至 S 中有 b 个基站,即可得到具有最大分离度的 S ,从而将 S 作为基站选址方案,上述思想见算法 2。在每一步的贪心选择中,若存在多个 v 使 $F(S)$ 取得最大值,则优先选择其中覆盖用户数多的 v 。

算法 2 的时间开销主要来自目标函数 $F(S)$ 的计算,步骤 4 和步骤 5 的时间复杂度分别为 $O(b^2)$ 和 $O(n)$,步骤 3~7 的循环共执行 $b-1$ 次,则算法 2 的时间复杂度为 $O(b^3 \times n)$ 。实际中 b 远小于 n ,因此算法 2 能高效求解实际中最优 5G 基站集合。

4 实验

4.1 实验设置

4.1.1 数据集

实验数据来自斯坦福大学 SNAP 项目的公开数据集 Brightkite 和 Gowalla,包含用户在特定时间内不同地点签到的记录^[20],由时间戳和地理坐标信息构成。本节使用不同规模的 Brightkite 和 Gowalla 数据集(包含用户终端在一定时间段内的签到位置和候选基站集合),对本文所提的基于网络覆盖和用户需求的选址方法 SNAU 进行实验测试,在 $2\text{ km} \times 2\text{ km}$ 、 $3\text{ km} \times 3\text{ km}$ 和 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 不同大小的区域中随机选择了 6 个独立数据集,分别记为 Brightkite(2×2)、Brightkite(3×3)、Brightkite(5×5)、Gowalla(2×2)、Gowalla(3×3) 和 Gowalla(5×5),统计信息如表 2 所示。候选基站的坐标为规划区域按边长为 100 m 的方形网格中心点坐标,规划区域被划分成边长为 100 m 的方形网格,将每个网格的中心点坐标作为候选基站坐标。

表 2 数据集统计信息

Table 2 Dataset statistics information

数据集	用户数/个	候选基站数/个
Brightkite (2×2)	5 993	400
Brightkite (3×3)	12 938	900
Brightkite (5×5)	20 984	2 500
Gowalla (2×2)	1 277	400
Gowalla (3×3)	4 546	900
Gowalla (5×5)	16 570	2 500

4.1.2 评价指标

1) 覆盖率。

基站覆盖的用户数与总用户数的比例,即 $C(S) = Q/|U|$,其中, $|U|$ 表示用户数, Q 表示被覆盖的用户数,其值越大,基站选址结果越好。

2) 平均需求满足程度。

表示基站容量与各基站覆盖用户数比值的平均值,即 $\frac{1}{k} \times \sum_{j=1}^k \frac{\epsilon}{\sum_{i=1}^m 1/h_i}$,其值越大,说明基站对用户

需求满足程度越高, $0 \leq \frac{1}{k} \times \sum_{j=1}^k \frac{\epsilon}{\sum_{i=1}^m 1/h_i} \leq 1, m$

为用户数, k 为基站数量, h_i 表示第 i 个用户被 h_i 个基站覆盖。

4.1.3 对比方法

本文选择以下 5 个算法作为对比方法。

1) 遗传算法(GA)^[5]。将问题解决过程建模为类似于生物进化中染色体基因的交叉和变异等操作,以最大化覆盖率为目标函数,在模拟自然进化的过程中搜索问题的最优解。

2) PSO 算法^[10]。通过将初始解设定为随机状态,并模拟鸟群觅食行为,以最大化覆盖率为优化目标,粒子在迭代过程中通过追踪历史最优解来更新自身状态。

3) 影响传播树算法 IPTB^[21]。在每次选择目标函数 $F(S)$ 最大的基站之后,去除与已选基站存在较高互斥概率的候选基站。

4) 社交网络中的影响力最大化算法 SSN^[22]。通过计算候选基站与 S 中每个基站之间的互斥概率,在互斥概率不小于设定阈值 τ ($0 < \tau < 1$) 的情况下,随机选择一个候选基站添加到 S 中。

5) 改进时序图上的影响力最大化算法 IMIT^[23]。对每个节点计算目标函数 $F(S)$,将其按取值从大到小排序并将最大值加入到集合中,然后依次比较后续节点,将符合条件的节点加入集合,否则重新排序。

4.1.4 参数设置和实验环境

根据 5G 基站的特点和实际情形,将 5G 基站的覆盖半径 r 和容量 ϵ 分别取 300 和 1 400,规划区域的网格边长 $l=100\text{ m}$,基站数量 k 取所选 5G 基站的覆盖范围接近全覆盖规划区域的值。模型使用 Adam 优化器,学习率为 0.01,Epoch 为 10, Batch Size 为 32。Python 3 编写程序,基于 PyTorch 1.13.1 框架实现图神经网络模型。实验环境为 Windows 10 操作系统,32 GB 内存,Intel® Core™ i9-10980 XE CPU@3.00 GHz、NVIDIA GeForce RTX 3090。

4.2 实验结果

4.2.1 有效性测试

在 $2\text{ km} \times 2\text{ km}$ 、 $3\text{ km} \times 3\text{ km}$ 和 $5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 的区域中,以覆盖率和平均需求满足程度为指标测试选址结果的有效性,分别如表 3~表 7 所示,加粗表示最优数据。SNAU 使用满足子模性的目标函数和贪心算法求得最大分离度的基站子集,可得到较大覆盖率和较高的用户满足程度。

表 3 在 2 km×2 km 的数据集上选址方法的有效性比较

Table 3 Comparison of effectiveness of site location methods on 2 km×2 km datasets

数据集	算法	覆盖率			平均需求满足程度		
		$k=14$	$k=16$	$k=18$	$k=14$	$k=16$	$k=18$
Brightkite (2×2)	SNAU	0.948	0.948	0.948	1.000	1.000	1.000
	GA	0.940	0.945	0.932	0.970	0.967	0.970
	PSO	0.929	0.931	0.975	0.982	0.988	0.989
	IPTB	0.793	0.832	0.869	0.966	0.968	0.971
	SSN	0.422	0.540	0.746	0.957	0.981	0.965
	IMIT	0.834	0.856	0.856	0.952	0.958	0.962
Gowalla (2×2)	SNAU	0.932	0.933	0.933	0.966	0.967	0.967
	GA	0.759	0.759	0.883	0.880	0.880	0.941
	PSO	0.801	0.805	0.912	0.901	0.903	0.956
	IPTB	0.654	0.455	0.683	0.827	0.728	0.842
	SSN	0.421	0.507	0.688	0.711	0.734	0.844
	IMIT	0.413	0.510	0.594	0.707	0.755	0.797

表 4 在 3 km×3 km 的 Brightkite 数据集上选址方法的有效性比较

Table 4 Comparison of effectiveness of site location methods on 3 km×3 km Brightkite dataset

算法	覆盖率			平均需求满足程度		
	$k=14$	$k=16$	$k=18$	$k=14$	$k=16$	$k=18$
SNAU	0.877	0.877	0.877	0.986	0.992	0.994
GA	0.713	0.715	0.716	0.981	0.989	0.992
PSO	0.721	0.722	0.821	0.961	0.965	0.966
IPTB	0.834	0.843	0.913	0.947	0.924	0.928
SSN	0.676	0.714	0.700	0.885	0.892	0.859
IMIT	0.607	0.695	0.701	0.807	0.827	0.978

表 5 在 3 km×3 km 的 Gowalla 数据集上选址方法的有效性比较

Table 5 Comparison of effectiveness of site location methods on 3 km×3 km Gowalla dataset

算法	覆盖率			平均需求满足程度		
	$k=38$	$k=40$	$k=42$	$k=38$	$k=40$	$k=42$
SNAU	0.910	0.910	0.910	1.000	1.000	1.000
GA	0.881	0.892	0.896	0.973	0.975	0.976
PSO	0.773	0.888	0.898	0.973	0.975	0.976
IPTB	0.825	0.882	0.913	0.947	0.950	0.952
SSN	0.574	0.576	0.727	0.973	0.925	0.952
IMIT	0.477	0.565	0.757	0.947	0.950	1.000

表 6 在 5 km×5 km 的 Brightkite 数据集上选址方法的有效性比较

Table 6 Comparison of effectiveness of site location methods on 5 km×5 km Brightkite dataset

算法	覆盖率			平均需求满足程度		
	$k=14$	$k=16$	$k=18$	$k=14$	$k=16$	$k=18$
SNAU	0.828	0.829	0.830	0.977	0.978	0.980
GA	0.695	0.674	0.688	0.547	0.569	0.566
PSO	0.751	0.694	0.736	0.728	0.741	0.730
IPTB	0.466	0.514	0.480	0.927	0.931	0.934
SSN	0.470	0.420	0.423	0.786	0.796	0.806
IMIT	0.333	0.333	0.334	0.955	0.907	0.912

表 7 在 5 km×5 km 的 Gowalla 数据集上选址方法的有效性比较
Table 7 Comparison of effectiveness of site location methods on 5 km×5 km Gowalla dataset

算法	覆盖率			平均需求满足程度		
	$k=38$	$k=40$	$k=42$	$k=38$	$k=40$	$k=42$
SNAU	0.842	0.843	0.843	0.979	0.981	0.984
GA	0.601	0.595	0.619	0.573	0.600	0.571
PSO	0.664	0.671	0.637	0.736	0.750	0.738
IPTB	0.449	0.450	0.460	0.947	0.950	0.952
SSN	0.339	0.335	0.405	0.752	0.825	0.833
IMIT	0.269	0.269	0.292	0.856	0.863	0.870

在 2 km×2 km 区域的数据集上,当 $k=14$ 和 $k=16$ 时,SNAU 的覆盖率和平均需求满足程度都优于其他对比方法。在 3 km×3 km 区域的数据集上,当 $k=38$ 和 $k=40$ 时,SNAU 的覆盖率和平均需求满足程度都优于其他对比方法。在 5 km×5 km 区域的数据集上,SNAU 优先选择重合覆盖范围小、用户需求满足程度大的基站,其优势更加明显,其覆盖率优于其他对比方法,平均需求满足程度排第 1 或第 2,本文所提 5G 基站选址方法具有一定的有效性。

当 $k=18$ 时,在 Brightkite (2×2)、Brightkite (3×3)和 Gowalla (3×3)数据集上整体覆盖率接近最优,而用户需求程度能达到最优,同样验证了本文 5G 基站选址方法的有效性。这是由于本文方法同时考虑用户需求和基站覆盖率指标,达到最大覆盖率的方法为 PSO 算法,优化目标为最大覆盖率,但其实际用户需求满足程度远低于

SNAU 模型。

在不同数据集上,SNAU 的覆盖率和平均需求满足程度两个指标都优于对比方法,可有效减小基站的重合程度,最大化用户需求的满足程度。本文方法在考虑非相邻基站的互斥概率计算和优先考虑覆盖率大的基站情况下,能够大幅提高覆盖率和平均需求满足程度。因此,本文进一步验证所提 5G 基站选址方法的有效性。

4. 2. 2 非相邻基站间互斥有效性

为验证非相邻基站间互斥的有效性,本节将非相邻基站的互斥概率设为 0,此时,贪心选择时随机选取使目标函数增益最大的任意一个 v ,得到的选址结果记为 BP。在 6 个数据集上,将其与本文方法得到的选址结果进行比较,实验结果如表 8~表 10 所示。从表 8~表 10 可以看出,SNAU 在考虑非相邻基站间存在互斥的情况下,能够大幅提高覆盖率和平均需求满足程度。

表 8 在 2 km×2 km 数据集上的非相邻基站间互斥有效性结果

Table 8 Effectiveness results of mutual exclusion for non-adjacent base stations on 2 km×2 km datasets

数据集	选址结果	覆盖率			平均需求满足程度		
		$k=14$	$k=16$	$k=18$	$k=14$	$k=16$	$k=18$
Brightkite(2×2)	SNAU	0.948	0.948	0.948	1.000	1.000	1.000
	BP	0.841	0.822	0.884	0.881	0.897	0.914
Gowalla(2×2)	SNAU	0.932	0.933	0.933	0.966	0.967	0.967
	BP	0.785	0.819	0.843	0.893	0.910	0/922

表 9 在 3 km×3 km 数据集上的非相邻基站间互斥有效性实验结果

Table 9 Effectiveness results of mutual exclusion for non-adjacent base stations on 3 km×3 km datasets

数据集	选址结果	覆盖率			平均需求满足程度		
		$k=38$	$k=40$	$k=42$	$k=38$	$k=40$	$k=42$
Brightkite(3×3)	SNAU	0.877	0.877	0.877	0.986	0.992	0.994
	BP	0.816	0.816	0.842	0.890	0.896	0.901
Gowalla(3×3)	SNAU	0.910	0.910	0.910	1.000	1.000	1.000
	BP	0.817	0.832	0.851	0.849	0.847	0.855

表 10 在 5 km×5 km 数据集上的非相邻基站间互斥有效性实验结果

Table 10 Effectiveness results of mutual exclusion for non-adjacent base stations on 5 km×5 km datasets

数据集	选址结果	覆盖率			平均需求满足程度		
		$k=38$	$k=40$	$k=42$	$k=38$	$k=40$	$k=42$
Brightkite(5×5)	SNAU	0.828	0.829	0.830	0.977	0.978	0.980
	BP	0.645	0.647	0.648	0.959	0.961	0.963
Gowalla(5×5)	SNAU	0.842	0.843	0.843	0.979	0.981	0.984
	BP	0.549	0.552	0.629	0.980	0.981	0.983

4.2.3 案例分析

以某高校区域为例,本文获取全校用户坐标分布数据并在卫星地图上以热力图方式进行可视化展示,利用所提方法输出选址报告和可视化选址结果,

包括最优基站站址经纬度坐标、覆盖率等,如图 2 所示。从可视化结果可知,本文方法给出的基站选址位置坐标的覆盖率可达到 0.87,能较好地贴合用户真实分布和实际基站选址。



图 2 某高校用户分布热力图和基站选址结果

Fig.2 User distribution heat map and base station location results of a university

5 结束语

本文基于用户终端历史通信数据,综合考虑基站之间覆盖范围重合程度和用户需求满足程度,利用 GCN 预测非相邻基站之间的互斥概率,计算基站分离度并构建满足子模性的目标函数,利用贪心算法求得最优选址方案。实验结果表明,本文方法以低成本实现 5G 基站高覆盖率和用户需求满足程度。

本文方法主要针对存在用户历史数据的基站选址,面对首次出现使用量空前的重大赛事和会议等冷启动场景时,也可在初始基站选址的基础上,使用所提方法实现对基站选址的快速优化。此外,本文方法在计算互斥概率的过程中,统计用户数时将基站的覆盖范围视为圆形,下一步将考虑地形和建筑物阻挡的影响、用户和基站属性,以及用户实际体验,以更合理的方式统计基站覆盖的用户数,从而更准确地计算分离度,提高选址结果的准确性和实用性,也将在实际场景中对本文方法进行试用和完善。

参考文献

[1] PANA V S, BABALOLA O P, BALYAN V. 5G radio

access networks: a survey[J]. Array, 2022, 14: 100170.
[2] SHI Y N, TIAN G Y, HAO Q C, et al. The applicability of macro and micro base stations for 5G base station construction [C] // Proceedings of the 2nd International Conference on Control and Intelligent Robotics. New York, USA: ACM Press, 2022: 567-572.
[3] DEEPE N R, MANO J, SHRIVASTAVA U, et al. A study on 5G technology and its applications in telecommunications [C] // Proceedings of the International Conference on Computational Performance Evaluation (ComPE). Washington D. C., USA: IEEE Press, 2021: 365-371.
[4] BINSHTOK M, BRAFMAN R I, SHIMONY S E, et al. Computing optimal subsets [C] // Proceedings of the 22nd National Conference on Artificial Intelligence. New York, USA: ACM Press, 2007: 1231-1236.
[5] 万昊楠, 吴飞, 尹玲. 基于自适应无人机数量的节时部署优化算法[J]. 计算机工程, 2024, 50(10): 302-312.
WAN H N, WU F, YIN L. Time-saving deployment optimization algorithm based on the number of adaptive drones[J]. Computer Engineering, 2024, 50(10): 302-312. (in Chinese)
[6] AMINE O M, KHIREDINE A. Base station placement optimisation using genetic algorithms approach [J]. International Journal of Computer Aided Engineering and Technology, 2019, 11(6): 635.
[7] GUPTA J, PATHAK S, KUMAR G. Deep learning (CNN) and transfer learning: a review [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2273(1): 012029.
[8] CHEN Z, SUN A X. DP-GCN: node classification by connectivity and local topology structure on real-world

- network[J]. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 2024, 18(6): 1-20.
- [9] 韩泽亚, 张旭, 赵岱虹, 等. 基于改进遗传算法的移动应急基站选址方法[J]. *测绘科学*, 2025, 50(3): 142-148.
HAN Z Y, ZHANG X, ZHAO D H, et al. Mobile emergency base station location method based on improved genetic algorithm[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2025, 50(3): 142-148. (in Chinese)
- [10] BALLINAS E, MONTIEL O, MARTÍNEZ-VARGAS A, et al. Hybrid quantum genetic algorithm with fuzzy adaptive rotation angle for efficient placement of unmanned aerial vehicles in natural disaster areas[J]. *Axioms*, 2024, 13(1): 48.
- [11] 姜秀芳, 胡晶. 基于离散粒子群的移动算力网络接入点选址优化方法[J]. *中国信息界*, 2025(02): 134-136.
JIANG X F, HU J. An optimization method for access point location in mobile computing power network based on discrete particle swarm[J]. *Information China*, 2025(02): 134-136. (in Chinese)
- [12] XIANG Y, CAO W W, ZHENG H D, et al. Optimization research on the site selection of fire safety for mega projects sites based on multi-objective particle swarm [J]. *Evolutionary Intelligence*, 2022, 15(4): 2455-2471.
- [13] BENMOUSSA K, HAMDADOU D, EL ABIDINE ROUKH Z. GIS-based multi-criteria decision-support system and machine learning for hospital site selection: case study Oran, Algeria [J]. *International Journal of Software Science and Computational Intelligence*, 2022, 14(1): 1-19.
- [14] LAN T, CHENG H, WANG Y, et al. Site selection via learning graph convolutional neural networks: a case study of Singapore[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3579.
- [15] FENG Y G, QING G W, ZHOU Q F. Elevator maintenance site selection optimization via fine-tuned K-means [C] // *Proceedings of the 22nd International Conference on Software Quality, Reliability, and Security Companion (QRS-C)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2023: 454-461.
- [16] SSERWADDA A, OZCAN A, YASLAN Y. Structural and topological guided GCN for link prediction in temporal networks [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2023, 14(7): 9667-9675.
- [17] JIANG N, WEN J, LI J, et al. GATrust: a multi-aspect graph attention network model for trust assessment in OSNs [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(6): 5865-5878.
- [18] CHEN S J, LANG B, LIU H Y, et al. Android malware detection method based on graph attention networks and deep fusion of multimodal features [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 237: 121617.
- [19] LIU W Y, YUE K, LI J Y, et al. Inferring range of information diffusion based on historical frequent items[J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2022, 36(1): 82-107.
- [20] NEMHAUSER G L, WOLSEY L A, FISHER M L. An analysis of approximations for maximizing submodular set functions—I[J]. *Mathematical Programming*, 1978, 14(1): 265-294.
- [21] CHO E, MYERS S A, LESKOVEC J. Friendship and mobility: user movement in location-based social networks[C]//*Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, USA: ACM Press, 2011: 1082-1090.
- [22] CHEN X H, ZHAO Y, LIU G F, et al. Efficient similarity-aware influence maximization in geo-social network[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2022, 34(10): 4767-4780.
- [23] CAI T T, LI J X, MIAN A, et al. Target-aware holistic influence maximization in spatial social networks[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2022, 34(4): 1993-2007.

文字编辑 薛晋栋
栏目编辑 宋 圆