https://crad.ict.ac.cn
62(3): 672−681, 2025

用户需求驱动的 5G 基站选址方法

黄文辉[1,2] 王笳辉[1,2] 周丽萍[3] 岳 昆[1,2]
[1](云南大学信息学院 昆明 650500)
[2](云南省智能系统与计算重点实验室(云南大学) 昆明 650500)
[3](《云南大学学报(自然科学版)》编辑部 昆明 650500)
(2396991039@qq.com)

A User Demand Driven Approach for 5G Base Station Location Selection

Huang Wenhui[1,2], Wang Jiahui[1,2], Zhou Liping[3], and Yue Kun[1,2]
[1](*School of Information Science and Engineering*, *Yunnan University*, *Kunming* 650500)
[2](*Yunnan Key Laboratory of Intelligent Systems and Computing* (*Yunnan University*), *Kunming* 650500)
[3](*Editorial Board of Journal of Yunnan University* (*Natural Science Edition*), *Kunming* 650500)

Abstract With the continuous development and rapid popularization of 5G networks, the number of user devices and potential demand is increasing sharply. However, the high frequency of 5G signals leads to significant propagation losses. In order to achieve broader coverage of user devices, it is necessary to optimize existing 5G base station sites or guide the selection of new base station sites with low cost and high efficiency. The state-of-the-art methods for site selection mostly use heuristic algorithms to optimize the sites. However, the convergence time increases exponentially with the increase of the number of possible 5G base station sites, bringing many challenges for the site optimization. Therefore, we propose the method of selecting 5G base station sites based on user demand points to sufficiently consider the communications among users. Specifically, the planning area gridding method is proposed to reduce the time complexity of computation for user demand points covered by base stations. Then, the concept of separate degree among base stations is proposed and measured based on the number of user demand points covered by the base station. We give the objective function that satisfies the submodularity and the greedy algorithm to obtain the optimal scheme of base station site selection. Experimental results show that the proposed method outperforms the comparative algorithms on all evaluation metrics, and can effectively improve the coverage of 5G base station signals. In the same base station planning area, our proposed method achieves the maximum coverage rate with the minimum number of 5G base stations, thereby effectively reducing the construction cost of 5G base stations.

Key words 5G base station site; location selection; user demand; separate degree; submodularity; greedy algorithm

摘 要 随着5G网络的不断发展和相关应用的快速普及,用户设备数量及潜在需求急剧增加.然而,5G信号的高频特性导致其传播损耗较大,为实现5G网络对用户设备更好的覆盖,需要以低成本、高效率为目标对已建5G基站站址进行优化或指导新建基站选址.现有选址方法大多采用启发式算法进行站址优化,当候选5G基站站址数量增加时,算法的收敛时间会呈指数级上升,为站址优化带来了诸多挑战.因此,从用户的通信需求出发,提出了一种用户需求驱动的5G基站选址方法.利用规划区域网格化方法来降低

收稿日期: 2023-07-31; **修回日期**: 2024-05-20
基金项目: 云南省重大科技专项计划项目(202202AD080001); 云南省智能系统与计算重点实验室项目 (202405AV340009)
This work was supported by the Major Science and Technology Special Foundation of Yunnan Province (202202AD080001) and the Program of Yunnan Key Laboratory of Intelligent Systems and Computing (202405AV340009).
通信作者: 王笳辉(wjh@ynu.edu.cn)

基站所覆盖用户需求点的计算时间复杂度，提出基站间分离度的概念并使用基站所覆盖的需求点数对其进行度量，进而给出满足子模性的目标函数，利用贪心算法得到基站最优选址方案. 实验结果表明，用户需求驱动的选址方法在各项评价指标上均优于其他对比算法，在相同的基站规划区域内，能用最少的基站数量达到最大覆盖率.

关键词 5G基站站址；站址选择；用户需求；分离度；子模性；贪心算法

中图法分类号 TP399

DOI: 10.7544/issn1000-1239.202330621 **CSTR:** 32373.14.issn1000-1239.202330621

随着无线通信需求的持续增长和网络基础设施建设的快速推进，5G网络在当今经济社会发展和日常生活中扮演着重要的角色，为医疗、保健、娱乐、车联网、物联网和工业物联网等各行各业提供支持，这些应用往往需要在超低延迟下才能获得最佳性能[1]. 基站的合理部署，是移动网络良好覆盖和最佳性能运行的保证[2]. 基站选址是5G网络系统运维的关键决策环节，5G基站的合理选址确保了移动网络的良好覆盖和最佳性能运行，是确保高质量5G网络建设和信息服务的重要基础. 该问题的核心是在满足基站容量的前提下从待选址区域中选择候选站址，实现最大化基站覆盖率，并尽可能减少基站数量，满足上述条件的基站站址称为最优站址.

由于5G技术所使用的毫米波具有频率高和传播损耗大的特点，相较4G基站而言，相同面积区域内5G基站分布会更加密集[3]. 不合理的5G基站选址，会导致基站间的覆盖范围存在大量重合，导致许多用户需求点(即一段时间内用户的终端位置)被重复覆盖，从而降低整体覆盖率. 然而，从候选基站站址中选出最优站址是NP难问题[4]，5G基站选址方法的研究极具挑战. 近年来，大多数选址方案是以覆盖率最大化为优化目标，利用遗传算法、免疫算法等进化算法对基站选址方案进行优化求解[5-9]. 这些算法的复杂度较高，当5G基站数量大幅增加时，算法的收敛时间会呈指数级增长，难以在短时间内选出最优站址.

随着移动通信网络的快速发展和广泛应用，大量包含地理位置等信息的用户终端通信历史数据反映了用户在相应地理位置的通信需求(其中的终端位置称为用户需求点)，是合理选择基站站址的重要依据和基础. 因此，如何基于用户终端通信历史数据，在满足基站容量的前提下选出重合覆盖范围最小的基站，成为提高基站覆盖率的重要保证，也是基站高效选址和5G通信基础设施精准建设及高效运维的关键所在. 对此，本文讨论2个问题：1)在考虑基站容量的前提下，如何利用用户需求点度量基站的重合覆盖范围；2)如何高效地选出重合覆盖范围最小的基站集合.

本文基于用户终端通信历史数据，研究用户需求驱动的5G基站选址方法. 为了在满足基站容量的前提下选出具有最小重合覆盖范围的基站站址，本文首先提出规划区域网格化技术，将所有用户需求点映射到规划区域的对应网格中，从而将基站所覆盖需求点数的计算转换为基站覆盖网格集合及位于网格内的需求点数的计算，从而降低基站重合覆盖程度计算的时间复杂度. 为了在用户需求点上反映基站的覆盖情况，提出基站之间重合覆盖程度的度量方法，利用用户需求点来计算2个基站之间重合覆盖范围占其总覆盖范围的比值，称为基站间的贴近度. 在此基础上，进一步设计分离度计算方法，从而计算基站与其他所有基站之间的覆盖不重合部分与总覆盖范围的比值，然后在其基础上构建目标函数.

将用户需求点类比为社交网络中的用户节点，基站节点对用户需求点的覆盖程度类比为社交网络影响力指标，此时，可借鉴社交网络中影响力最大化的思想[10]来优化基站覆盖率. 当向集合中增加1个元素时，该集合对应函数所增加的值称为集合增益，子模性定义为随着集合元素的增加其函数值增益逐渐减小[11-12]. 基于子模性和贪心思想的方法能有效获得影响力最大化问题的最优解，该类方法在社交网络中选择影响力最大的种子节点时取得了良好效果[13-16]，为基站选址提供了参考.

基于上述思想求解5G基站选址的优化问题，本文在分离度概念与计算方法基础上，考虑基站重合覆盖范围的重复计算过程，以分离度最大化为目标，构建反映所有基站分离度的目标函数. 由于5G基站数量越多，覆盖范围的重合部分越多，基站的分离度增益就越小. 将5G基站看作集合元素，分离度看作其函数值，给出分离度最大化的目标函数满足子模性的证明，进而针对5G基站选址问题，提出用于最优5G基站选址的贪心算法.

综上所述, 本文主要贡献有 4 个方面:

1)提出规划区域网格化方法, 将用户需求点分配到相应网格中, 以提高各基站间贴近度的计算效率;

2)提出基站间贴近度的概念及其计算方法, 基于需求点和基站容量量化基站间的重合程度, 为后续目标函数设计提供了具体的量化指标和计算依据;

3)给出 5G 基站选址问题的目标函数并证明其子模性, 基于贪心算法思想给出了最优 5G 基站选址方法;

4)在 8 个不同数据集上的实验结果表明, 本文方法可实现较高的需求点覆盖率和面积覆盖率, 同时具有较高的效率.

1 相关工作

下面阐述基于进化算法和基于机器学习算法的站址选择方法, 并分析国内外研究现状.

1)基于进化算法的站址选择. 在基站选址方面, 文献 [5] 以覆盖率、成本和干扰作为基站选址的优化目标, 使用遗传算法优化站点坐标、发射功率、高度和倾斜度等设计参数, 进而使基站覆盖率最大, 成本和干扰最小. 文献 [6] 以成本和覆盖率为优化目标, 设计基于反学习的种群初始化方案和精英交叉策略, 利用改进的免疫算法对 3G 基站进行选址优化, 以达到最小成本和最大覆盖率. 文献 [7] 给出通过免疫计算的选址优化方案, 联合优化 IEEE802.16j 网络中基站和中继站的位置, 以较低代价获得较高容量, 降低网络建设总体代价. 文献 [8] 以分布式 MIMO 系统的信道容量为优化目标, 使用粒子群算法对基站小区的天线位置进行优化, 找出最优的天线放置位置. 文献 [9] 提出基于改进 NSGA-2 算法和 Atoll 仿真的基站选址优化方案, 充分考虑建设成本、光纤接入位置和有效覆盖范围等因素, 有效指导电力无线私有网络建设.

进化算法也被用于其他领域站址的选择, 例如, 文献 [17] 以建设成本、运维成本和出行成本为优化目标, 将汽车电池交换站建模为数学优化问题, 提出一种基于免疫优化的算法, 对电池交换站进行合理选址, 使总成本最小. 文献 [18] 以市民服务最大化和成本为目标, 基于城市的真实信息提出多目标遗传算法, 通过优化车辆的平均等待时间、充电站的闲置时间等参数, 以确定汽车充电站最优的位置. 文献 [19] 针对树状供应链系统, 考虑需求不确定性和设施中断风险, 提出供应链选址-库存决策模型, 以系统期望总成本最小化为目标, 并通过混合遗传算法进行优化.

2)基于机器学习算法的站址选择. 文献 [20] 通过使用基于密度的聚类算法筛选极弱覆盖点, 并在聚类中心位置建设宏基站, 以解决移动数据业务量增加导致的基站设备覆盖需求, 并根据弱覆盖点到聚类中心的距离, 利用数学期望规划基站的主方向角度, 达到提高覆盖率和解决弱覆盖点的目的, 同时降低建设成本. 文献 [21] 旨在使用地理信息系统和多标准分析方法, 结合随机森林算法, 找到在省会城市建立医院的理想地点, 帮助决策者加快对 COVID-19 大流行的控制. 文献 [22] 提出一种基于图卷积网络的店铺选址模型, 通过考虑地理空间的相互作用和交通网络对店铺选址的影响, 有效预测不同地区店铺的吸引力, 为店铺选址问题提供了新的思路. 机器学习算法通常基于大量的标记数据进行模型训练并进行预测, 对于基站选址问题, 可使用无监督学习算法对用户需求点进行聚类, 以簇中心点坐标确定基站站址. 然而, 当需求点分布不均或密度较低时, 仍存在基站覆盖不完整或未能满足所有用户需求的问题.

2 基站间重合覆盖范围度量

本节首先给出相关定义, 然后给出规划区域网格化方法以及基站间的贴近度和分离度的度量方法.

2.1 相关定义

表 1 给出相关符号及其描述. 候选基站为候选基站站址上待建的基站, 需求点 D 为用户历史终端位置数据, 候选基站和需求点的坐标均在规划区域内. $v_i(v_i \in V)$ 为在规划区域 A 内的第 i 个候选基站, 其横坐标和纵坐标分别表示为 $v_{ix} \in [a_x, b_x]$ 和 $v_{iy} \in [a_y, b_y]$. 需求点 $d_i(d_i \in D)$ 表示在规划区域 A 内第 i 个需求点, 其横坐标和纵坐标分别表示为 $d_{ix} \in [a_x, b_x]$ 和 $d_{iy} \in [a_y, b_y]$.

针对规划区域 A, 本文从 A 中的候选基站集合 V 中选出一个子集 S, 使得覆盖率 $C(S) = \dfrac{p(S)}{|D|}$ 最大化, $|D|$ 表示规划区域内需求点总数, $p(S)$ 表示 S 中所有基站覆盖的需求点数, $S = \{v_1, v_2, \cdots, v_k\}$.

2.2 规划区域网格化

基于需求点数据优化 5G 基站站址, 由于在基站之间重合覆盖程度即基站之间共同覆盖需求点数的计算中, 总计算次数为 $C_n^2 \times m$, 其中, m 和 n 分别表示需求点数和基站数, C_n^2 表示从 n 个不同基站中任意选取 2 个基站的组合数量, 而 m 和 n 通常较大、计算复杂度高.

因此, 将规划区域 A 沿水平和垂直方向划分为 t 个大小相等的方形网格, 边长均为 l, 每个网格代表

Table 1 Description of Symbols

表 1 符号描述

符号	描述
A	规划区域
(a_x,a_y), (b_x,b_y)	A的西南角坐标、东北角坐标
$V=\{v_1,v_2,\cdots,v_n\}$	候选基站集合
(v_{ix},v_{iy})	基站v_i的坐标
r	基站覆盖半径
ε	基站容量
$D=\{d_1,d_2,\cdots,d_m\}$	需求点集合
(d_{ix},d_{iy})	需求点d_i的坐标
$G=\{g_1,g_2,\cdots,g_t\}$	方形网格集合
(g_{ix},g_{iy})	网格g_i的中心点坐标
l	G中网格的边长
$S=\{v_1,v_2,\cdots,v_k\}$	候选基站子集（$S\subseteq V$）
$N(v_i)$	基站v_i覆盖的需求点数
$N(v_i,v_j)$	基站v_i和v_j共同覆盖的需求点数
α_{v_i}	容量系数
$pd(v_i,v_j)$	基站v_i和v_j的贴近度
$npd(S,j)$	基站j和S的分离度
$C(S)$	覆盖率（S中基站覆盖的需求点数与总需求点数之比）

一定范围内的地理区域. 其中，网格数量$t=\frac{1}{l^2}(b_x-a_x)(b_y-a_y)$，其大小取决于网格边长$l$，第$i$个网格表示为$g_i(1\leqslant i\leqslant t)$. 将所有需求点映射到相应网格中，基站所覆盖需求点数的计算可转换为基站覆盖的网格集合和位于网格内的需求点数的$(C_n^2\times t+m\times n)$次计算. 网格化后与网格化前的计算次数差为$(C_n^2\times t+m\times n)-(C_n^2\times m)$，即$\frac{1}{2}\times(n^2-n)\times(t-m)$，而$t<<m$，因此该差值小于0，即计算时间大幅降低的同时保持了原有的需求点分布. 基站v_i所覆盖的网格集合表示为

$$I_{v_i}=\left\{g_i\in G\mid\sqrt{(g_{ix}-v_{ix})^2+(g_{iy}-v_{iy})^2}\leqslant r\right\},\tag{1}$$

其中G为网格集合，v_{ix}和v_{iy}分别为v_i的横坐标和纵坐标，g_{ix}和g_{iy}分别为g_i的横坐标和纵坐标.

将所有需求点映射到相应的网格中，用式(2)中的标志b_{ij}判断需求点d_j是否在网格$g_i(g_i\in G)$中，需求点d_j在g_i中时$b_{ij}=1$，否则$b_{ij}=0$.

$$b_{ij}=\begin{cases}1,\ d_{jx}\in\left(g_{ix}-\frac{1}{2}l,g_{ix}+\frac{1}{2}l\right)\text{且}\\ \quad d_{jy}\in\left(g_{iy}-\frac{1}{2}l,g_{iy}+\frac{1}{2}l\right),\\ 0,\ \text{其他},\end{cases}\tag{2}$$

其中l表示网格边长，d_{jx}和d_{jy}分别为需求点$d_j(1\leqslant j\leqslant m)$的横坐标和纵坐标.

统计网格g_i内所有满足$b_{ij}=1$的需求点数，可得到位于网格g_i内的需求点数，表示为

$$q_i=\sum_{d_j\in D}b_{ij},\tag{3}$$

其中b_{ij}为判断需求点d_j是否在网格g_i中，$i\in[1,n]$表示第i个候选基站.

2.3 基站间的贴近度和分离度

为了度量基站间共同覆盖范围的大小，首先给出任意2个基站间贴近度的计算方法，并在此基础上进一步给出度量所有基站之间重合覆盖程度的分离度指标，作为5G基站选址问题的核心约束.

由2.2节可知，式(1)~(3)可将基站所覆盖需求点数的计算任务近似转换为基站覆盖网格的计算，此时，基站v_i覆盖的需求点数表示为

$$N(v_i)=\sum_{g_i\in I_{v_i}}q_i,\tag{4}$$

其中g_i表示第i个网格，q_i表示第i个网格g_i内的需求点数，I_{v_i}表示基站v_i所覆盖的网格集合.

基站v_i和v_j共同覆盖的需求点数表示为

$$N(v_i,v_j)=\sum_{g_i\in I_{v_i}\cap I_{v_j}}q_i,\tag{5}$$

其中$I_{v_i}\cap I_{v_j}$表示v_i和v_j覆盖的网格集合交集.

为避免5G网络拥塞，需求点数多的区域应被更多基站覆盖，因此，引入式(6)中的容量系数$\alpha_{v_i}(0<\alpha_{v_i}\leqslant 1)$，从而衡量$\varepsilon$和$N(v_i)$对基站间重合程度的影响程度. α_{v_i}通过减小需求点数多的区域基站之间的重合程度，以允许基站在需求点数多的区域发生重合，实现更好的覆盖和容量分配，提高通信网络质量. 当$N(v_i)\leqslant\varepsilon$时，令$\alpha_{v_i}=1$，而当$N(v_i)>\varepsilon$时，$N(v_i)$的值与$\alpha_{v_i}$呈反比关系，$\alpha_{v_i}$越小，使$v_i$越靠近其他基站，即越靠近需求点数多的位置.

$$\alpha_{v_i}=\begin{cases}1,\ N(v_i)\leqslant\varepsilon.\\ \dfrac{\varepsilon}{N(v_i)},\ N(v_i)>\varepsilon.\end{cases}\tag{6}$$

基站v_i和v_j共同覆盖的需求点数与其覆盖的总需求点比值越大，且α_{v_i}或α_{v_j}越小，则基站之间贴近度越小. 为度量上述关系，定义基站v_i和v_j间的贴近度为

$$pd(v_i,v_j)=\alpha_{v_i}\alpha_{v_j}\frac{N(v_i,v_j)}{N(v_i)+N(v_j)-N(v_i,v_j)}.\tag{7}$$

为了度量所有基站整体覆盖范围的大小，在贴进度的基础上定义一个基站与其他所有基站的分离度. 令$S(S\subseteq V,|S|=k)$为基站集合，基于式(7)表示的基站间贴近度，可利用式(8)计算S中基站j与其他基

站间的分离度

$$npd(S,j)=1-\frac{1}{k}\sum_{i\in S\setminus\{j\}}pd(i,j), \tag{8}$$

其中$npd(S,j)$的值越大, 基站j与S中的基站覆盖范围不重合部分与总覆盖范围的比值也越大, 反之亦然.

例如, 针对图 1 中的基站v_1和v_2, 基于需求点来计算它们的贴近度. 根据v_1和v_2覆盖的网格和网格内的需求点数得到v_1和v_2覆盖的需求点数, 根据式(4)(5), 可得到$N(v_1)=9$, $N(v_2)=9$, $N(v_1,v_2)=3$. 接着, 根据式(7)计算v_1和v_2的贴近度, 若$\varepsilon=10$, 则$pd(v_1,v_2)=0.2$; 若$\varepsilon=8$, 则$pd(v_1,v_2)=0.16$; 若$\varepsilon=6$, 则$pd(v_1,v_2)=0.09$. 若$\varepsilon=10$, $S=\{v_1,v_2,v_3\}$, 则$pd(v_1,v_2)=0.2$, $pd(v_1,v_3)=0.1$, $npd(S,v_1)=0.9$. 可以看出, 基站覆盖的需求点数超出基站容量部分越多, 基站间的贴近度将会越小.

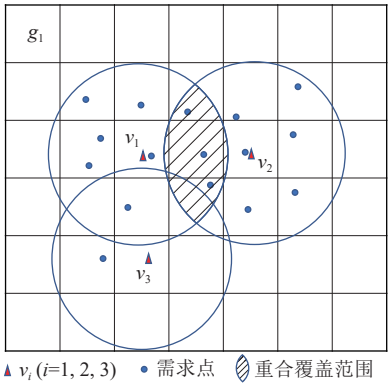


Fig. 1 An example of overlapping coverage areas of 5G base stations

图 1 5G 基站覆盖范围重合示例

3 目标函数和最优选址算法

为了基于分离度求解基站覆盖率的最大化问题, 本节构造满足子模性和分离度最大化约束的目标函数.

3.1 目标函数

令$S'(S'\subseteq V,|S'|=k,S'\neq S)$为基站集合, 对于基站集合$S\subseteq V$, 若不存在$S'\subseteq V$满足

$$\sum_{j\in S'}npd(S',j)>\sum_{j\in S}npd(S,j), \tag{9}$$

则称S为具有最大分离度的基站集合. 其中$\sum_{j\in S}npd(S,j)$表示S中各基站间的分离度.

由于分离度反映了基站的覆盖范围, 基站数量一定时, 分离度越大、覆盖范围越大. 因此, 以分离度最大化为目标, 构建如下目标函数

$$F(S)=\sum_{j\in S}npd(S,j). \tag{10}$$

定义 1. F是定义域为集合V的函数, 对于V的任意 2 个子集A和B, 若$F(A\cup\{v\})-F(A)\geqslant F(B\cup\{v\})-F(B)$($A\subseteq B\subseteq V$, $v\in V\setminus B$), 则F具有子模性.

文献 [23–24] 指出, 若优化问题的目标函数满足子模性, 那么使用贪心策略求解该问题所获得的结果能够保证近似最优解.

定理 1. 式(10)中目标函数满足子模性.

证明. 设候选基站集合为V, $S(S\subseteq V)$为具有最大分离度的基站集合, 设A和B分别为S的子集, 且$A\subseteq B\subseteq S$, $v\in V\setminus S$, 函数$F(S)=\sum_{j\in S}npd(S,j)$.

$$F(A\cup\{v\})-F(A)=\sum_{j\in A\cup\{v\}}npd(A\cup\{v\},j)-\sum_{j\in A}npd(A,j)=$$

$$1-\frac{1}{k}\sum_{i\in A}pd(i,v)+\sum_{j\in A}\left[npd(A\cup\{v\},j)-npd(A,j)\right]=$$

$$1-\frac{1}{k}\sum_{i\in A}pd(i,v)+\sum_{j\in A}\left[\frac{1}{k}\sum_{i\in A\setminus\{j\}}pd(i,j)-\right.$$

$$\left.\frac{1}{k}\sum_{i\in A\cup\{v\}\setminus\{j\}}pd(i,j)\right]=1-\frac{1}{k}\sum_{i\in A}pd(i,v)-$$

$$\sum_{j\in A}\frac{pd(v,j)}{k}=1-\frac{1}{k}\left(\sum_{i\in A}pd(i,v)+\sum_{j\in A}pd(v,j)\right).$$

同理可得

$$F(B\cup\{v\})-F(B)=1-\frac{1}{k}\left(\sum_{i\in B}pd(i,v)+\sum_{j\in B}pd(v,j)\right).$$

由于$A\subseteq B$, 有

$$\sum_{i\in A}pd(i,v)+\sum_{j\in A}pd(v,j)\leqslant\sum_{i\in B}pd(i,v)+\sum_{j\in B}pd(v,j),$$

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

结合目标函数$F(S)$满足子模性的特点, 利用贪心算法求出使目标函数$F(S)$最大的基站集合S, 可求得近似最优解, 从而得到最优 5G 基站站址.

3.2 最优选址算法

基于用户需求点数据, 构建满足子模性的目标函数, 使用贪心策略选出使目标函数增益(即$F(S\cup\{v\})-F(S)$)最大的v, 该过程中的每一步贪心选择可能有多个$v\in V\setminus S$使$F(S\cup\{v\})-F(S)$最大, 构成集合V^*. 为使基站能覆盖更多的需求点, 在V^*中选出使覆盖率$C(S)$最大的v加入到S, 直到S中有k个基站. 最终, 选择S作为站址优化方案. 上述思想见算法 1.

算法 1 的时间复杂度取决于贴近度、分离度和目标函数的计算开销, 具体而言, 算法 1 根据式(7)

计算n^2t+mn次基站间的贴近度，根据式(8)计算k次基站间的分离度，根据式(10)计算k次目标函数. 行④~⑦总计算次数为k^2n+k^3，行③~⑨总计算次数为k^3n+k^4，则算法1的总计算次数为$k^3n+k^4+n^2t+mn$. 然而，实际中k的值通常远小于n，且t的值远小于需求点数m，因此，算法1的时间复杂度为$O(mn)$.

算法 1. 基于用户需求点的5G基站选址方法.

输入：候选基站节点坐标集合V，用户需求点集合D，基站选择数量k；

输出：具有最大分离度的子集S.

① 初始$S\leftarrow\varnothing$，$j\in S$；

② $F(S)\leftarrow\sum_{j\in S}npd(S,j)$；

③ for $i=1$ to k do

④ for each $v\in V-S$ do

⑤ $V^*\leftarrow\arg\max_{v\in V-S}\{F(S\cup\{v\})-F(S)\}$; /*使目标函数增益最大的基站集合*/

⑥ $v^*\leftarrow\arg\max_{v\in V^*}\{C(S\cup\{v\})\}$; /*从$V^*$中选出使覆盖率最大的基站$v^*$*/

⑦ end for

⑧ $S\leftarrow S\cup\{v^*\}$; /*将v^*加入到S中*/

⑨ end for

⑩ return S.

例如，使用算法1选取图2中的最优基站，候选基站$V=\{v_1,v_2,v_3,v_4,v_5,v_6\}$，需求点总数$|D|=30$，若需从$V$中选出$k=2$的最优基站，根据式(4)可得$N(v_1)=8$，$N(v_2)=11$，以此类推$N(v_6)=6$，当$|S|=0$时，根据式(10)和覆盖率的定义得到$F(S\cup\{v\})-F(S)$和$C(S\cup\{v\})$值如表2所示. 由表2可得$V^*=\{v_1,v_2,v_3,v_4,v_5,v_6\}$，由于$C(S\cup\{v_2\})$最大，将$v_2$加入$S$，即$S=\{v_2\}$，$|S|=1$.

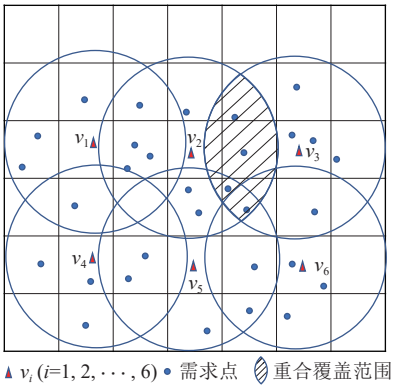


Fig. 2 An example of candidate 5G base stations

图2 候选5G基站示例

根据式(7)可得到$pd(v_1,v_2)=0.21$，$pd(v_2,v_3)=0.2$，…，$pd(v_2,v_6)=0.06$，由于$|S|=1$，根据式(10)可得到

Table 2 Values of $F(S\cup\{v\})-F(S)$ and $C(S\cup\{v\})$ when $|S|=0$

表2 $|S|=0$时$F(S\cup\{v\})-F(S)$和$C(S\cup\{v\})$的值

候选基站	$F(S\cup\{v\})-F(S)$	$C(S\cup\{v\})$
v_1	1	0.27
v_2	1	0.37
v_3	1	0.30
v_4	1	0.16
v_5	1	0.12
v_6	1	0.32

$F(S\cup\{v\})-F(S)$和$C(S\cup\{v\})$值，如表3所示，进而可得到$V^*=\{v_4\}$，将v_4加入S，有$|S|=2$. 因此，$k=2$时的最优基站选择结果为$S=\{v_2,v_4\}$.

Table 3 Values of $F(S\cup\{v\})-F(S)$ and $C(S\cup\{v\})$ when $|S|=1$

表3 $|S|=1$时$F(S\cup\{v\})-F(S)$和$C(S\cup\{v\})$的值

候选基站	$F(S\cup\{v\})-F(S)$	$C(S\cup\{v\})$
v_1	0.79	0.50
v_3	0.80	0.53
v_4	1.00	0.57
v_5	0.80	0.53
v_6	0.94	0.53

4 实 验

4.1 实验设置

1)数据集

使用8个不同规模用户需求点数和候选基站数的真实数据集和模拟数据集，对本文提出的基于用户需求点的5G基站选址UDPB(user demand points based selection)方法进行测试，统计信息如表4所示. 来自斯坦福大学SNAP项目的公开数据集Brightkite和Gowalla包含了用户在一时间段内在不同地点的签到记录[25]，其中包含时间和经纬度坐标信息. 本文按2 km×2 km, 3 km×3 km, 5 km×5 km区域大小随机选取出6个不同的区域作为6个数据集，分别记为Brightkite(2×2), Brightkite(3×3), Brightkite(5×5), Gowalla(2×2), Gowalla(3×3), Gowalla(5×5)；按2 km×2 km区域大小和高密度与低密度随机生成2个不同数据集，分别为DenseArea(2×2), SparseArea(2×2). 其中需求点为用户终端位置，候选基站的坐标为区域网格化后边长为100 m的网格中心点坐标.

2)评价指标

选择需求点覆盖率、面积覆盖率、总体贴近度3

Table 4 Statistics of Datasets

表 4 数据集统计信息

数据集	用户需求点数量	候选基站数量
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
DenseArea(2×2)	6 041	400
SparseArea(2×2)	1 274	400

个指标评价, 测试本文方法的有效性.

① 需求点覆盖率. 表示算法所选出的基站覆盖的需求点数占总需求点数的比例, 即$C(S)=p(S)/|D|$, 其中, S表示算法所选出的基站集合, $|D|$表示需求点总数, $p(S)$表示被覆盖的需求点数, $C(S)$值越大越好.

② 面积覆盖率. 表示算法所选出的基站覆盖的网格数占总网格数的比例, 反映了基站覆盖的区域面积, 定义为$AC(S)=n_c/n$, 其中, n表示网格总数, n_c表示被覆盖的网格数, $AC(S)$值越大越好.

③ 总体贴近度. 表示算法所选出的基站间的贴近度之和, 反映所有基站间的重合程度, 其值越小, 选址效果就越好, 定义为$wpd(S)=\sum_{i\in S}\sum_{j\in S\setminus\{i\}}pd(i,j)$, $pd(i,j)$表示基站i和j的贴近度.

3)对比算法

选择经典的进化算法, 如遗传算法(genetic algorithm, GA)[5]、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)[26]、社交网络中种子节点选取算法, 包括寻找观察项集贪心算法(greedy algorithm to find the observed itemset, FOI)[13]、影响传播树算法(influence propagation trees based algorithm, IPTB)[14]、空间社交网络上的影响力最大化算法(influence maximization algorithms in spatial social network, SSN)[15]、改进的时序图上影响力最大化算法(improved method for influence maximization algorithm on temporal, IMIT)[16]作为对比算法.

① GA. 将问题的求解过程转换成类似生物进化中的染色体基因的交叉、变异等过程, 以覆盖率为目标函数, 通过模拟自然进化过程搜索最优解.

② PSO. 初始化为随机解, 通过模拟鸟群觅食行为, 以覆盖率为优化目标, 在迭代过程中, 粒子通过跟踪历史最优解来更新自身状态.

③ FOI. 通过计算基站间的贴近度, 构建满足子模性目标函数, 再使用贪心算法选择基站.

④ IPTB. 在每次选择目标函数$F(S)$最大的基站后, 去除与候选基站中间贴近度较大的基站.

⑤ SSN. 通过计算候选基站与S中每个基站间的贴近度, 随机选择 1 个贴近度不小于$\tau(0<\tau<1)$的候选基站加入S.

⑥ IMIT. 计算每个节点的目标函数$F(S)$, 按其取值排序并将最大值加入集合, 依次比较后续节点并加入符合条件的节点, 否则重新排序.

4)参数设置和实验环境

根据 5G 基站本身的特点和实际情况, 5G 基站覆盖半径r=300 m, 基站容量ε=1 400, 规划区域中的网格边长l=100 m, k取 5G 基站接近全覆盖规划区域时的值. 程序采用 Python3 编写, 实验环境为 Windows10 系统、32 GB 内存和 inter®Core™ i7-10700K 处理器.

4.2 实验结果

4.2.1 5G 基站选址算法的有效性

以需求点覆盖率、面积覆盖率和总体贴近度指标测试选址结果的有效性, 如表 5~7 所示. 可以看出, 由于 UDPB 可以有效减小基站的重合覆盖范围且优先选择覆盖率大的基站, 在不同数据集上, UDPB 在需求点覆盖率和面积覆盖率 2 个指标上均优于对比算法; 在 Brightkite(2×2) 数据集上, k=16 时 UDPB 在面积覆盖率上比其他最优结果高出 0.133. 由于 IPTB 会去除贴近度较大的基站, 在 Brightkite(2×2), Brightkite(3×3), Gowalla(3×3) 数据集上, UDPB 在总体贴近度指标上仅次于 IPTB, 在其他数据集上均优于其他算法. 在 5 km×5 km 区域的数据集上, UDPB 优先选择重合覆盖范围小、覆盖率高的基站, 其优势更加明显, 在各个指标上均优于其他对比方法. 综上, UDPB 算法对于基站选址而言是一种有效的选址方法, 且能有效减小基站之间的重合覆盖范围、提高基站覆盖率.

4.2.2 5G 基站选址算法执行效率

为了测试 5G 基站选址算法的执行效率, 测试了不同数据集上各基站选址算法随k增大的执行时间, 如图 3 所示. 可以看出, 在不同区域大小和密度的数据集上, UDPB 表现出比对比算法更低的运行时间, 并且其运行时间随着k的增加呈现出更加平缓的趋势. 尤其是在 2 km×2 km 区域的数据集上, k和n的值较小, UDPB 随k增大的运行时间增长缓慢, 其运行时间比 IPTB, IMIT 低, 且远低于 GA, PSO, FOI, 因此 UDPB 的算法更加稳定, 相比对比算法表现得更为优

Table 5 Effectiveness Comparison of 5G Base Station Location Selection Algorithms on a 2 km×2 km Dataset

表 5 在 2 km×2 km 的数据集上 5G 基站选址算法有效性比较

数据集	算法	需求点覆盖率			面积覆盖率			总体贴近度		
		k=16	k=18	k=20	k=16	k=18	k=20	k=16	k=18	k=20
Brightkite (2×2)	UDPB (本文)	**0.983**	**0.988**	**0.992**	**0.840**	**0.895**	**0.910**	0.04	0.21	0.50
	GA	0.975	0.982	0.989	0.652	0.762	0.822	6.46	6.25	6.53
	PSO	0.978	0.980	0.984	0.622	0.727	0.702	5.41	5.48	13.88
	FOI	0.961	0.962	0.963	0.627	0.750	0.797	9.13	12.31	3.78
	IPTB	0.862	0.870	0.952	0.707	0.812	0.847	**0.03**	**0.20**	**0.32**
	SSN	0.744	0.840	0.835	0.595	0.655	0.772	3.82	3.57	5.30
	IMIT	0.838	0.878	0.907	0.697	0.817	0.902	1.13	1.90	2.35
Gowalla (2×2)	UDPB (本文)	**0.953**	**0.953**	**0.953**	**0.855**	**0.880**	**0.895**	**0.00**	**0.03**	**0.22**
	GA	0.918	0.944	0.944	0.632	0.722	0.735	8.01	5.46	10.54
	PSO	0.916	0.918	0.946	0.610	0.760	0.822	3.22	5.17	6.00
	FOI	0.559	0.752	0.735	0.647	0.682	0.722	19.74	37.40	27.69
	IPTB	0.729	0.810	0.930	0.757	0.797	0.840	0.03	0.07	0.23
	SSN	0.564	0.729	0.861	0.627	0.652	0.720	0.72	4.06	7.38
	IMIT	0.464	0.508	0.551	0.525	0.607	0.682	0.03	0.10	0.72
SparseArea (2×2)	UDPB (本文)	**0.940**	**0.962**	**0.973**	**0.872**	**0.932**	**0.955**	**0.22**	**0.44**	**0.86**
	GA	0.864	0.901	0.908	0.775	0.742	0.772	3.89	5.90	5.95
	PSO	0.871	0.885	0.908	0.757	0.785	0.840	3.17	3.42	5.79
	FOI	0.936	0.961	0.967	0.825	0.875	0.890	3.01	3.83	5.36
	IPTB	0.705	0.790	0.839	0.835	0.847	0.885	0.35	0.71	1.28
	SSN	0.585	0.677	0.716	0.632	0.630	0.742	5.21	5.27	4.80
	IMIT	0.674	0.707	0.781	0.652	0.707	0.822	3.57	3.86	3.86
DenseArea (2×2)	UDPB (本文)	**0.939**	**0.969**	**0.983**	**0.890**	**0.950**	**0.970**	**0.27**	**0.53**	**1.00**
	GA	0.891	0.911	0.931	0.705	0.812	0.860	3.93	4.67	5.76
	PSO	0.837	0.900	0.944	0.707	0.797	0.800	3.77	4.88	5.87
	FOI	0.938	0.965	0.976	0.802	0.857	0.922	2.67	3.25	4.20
	IPTB	0.675	0.834	0.835	0.785	0.847	0.872	0.36	0.58	1.29
	SSN	0.534	0.640	0.791	0.655	0.657	0.672	5.48	3.52	7.31
	IMIT	0.812	0.824	0.828	0.830	0.857	0.877	0.95	7.70	7.68

注：黑体数值表示最优性能值.

异. 在 3 km×3 km 区域的数据集上, 尽管随着候选基站数量和k值的增加, UDPB 的运行时间呈现出上升趋势, 但仍低于对比算法, 其运行时间比 IPTB, IMIT 低, 比 GA 和 PSO 几乎低 50%, 远低于 FOI, 且算法性能表现仍相对稳定. UDPB 的运行时间主要与$k(k<n)$有关, 在不同数据集上算法效率高于对比算法. 以上实验结果表明, UDPB 在不同数据集上的效率明显优于其他对比算法, 且 UDPB 的运行时间变化较为平稳, 验证了 UDPB 的高效性和稳定性.

Table 6 Effectiveness Comparison of 5G Base Station Location Selection Algorithms on a 3 km×3 km Dataset

表 6 在 3 km×3 km 的数据集上 5G 基站选址算法有效性比较

数据集	算法	需求点覆盖率			面积覆盖率			总体贴近度		
		k=38	k=40	k=42	k=38	k=40	k=42	k=38	k=40	k=42
Brightkite (3×3)	UDPB (本文)	**0.983**	**0.994**	**0.995**	**0.839**	**0.850**	**0.857**	0.59	**0.83**	1.17
	GA	0.969	0.977	0.990	0.655	0.657	0.758	17.21	14.26	26.32
	PSO	0.956	0.954	0.969	0.673	0.592	0.695	20.97	19.02	25.19
	FOI	0.827	0.824	0.687	0.664	0.688	0.718	117.72	226.85	214.15
	IPTB	0.834	0.843	0.913	0.797	0.848	0.849	**0.24**	0.83	**0.73**
	SSN	0.676	0.714	0.700	0.685	0.654	0.693	13.43	14.32	11.87
	IMIT	0.607	0.695	0.701	0.775	0.809	0.841	1.35	1.46	1.46
Gowalla (3×3)	UDPB (本文)	**0.947**	**0.954**	**0.960**	**0.859**	**0.871**	**0.882**	0.73	1.03	1.40
	GA	0.919	0.928	0.957	0.674	0.723	0.679	8.50	13.66	16.58
	PSO	0.904	0.921	0.924	0.618	0.710	0.691	15.64	17.17	21.85
	FOI	0.723	0.667	0.761	0.639	0.711	0.743	49.79	52.14	92.22
	IPTB	0.825	0.882	0.913	0.832	0.839	0.832	**0.31**	**0.56**	**0.73**
	SSN	0.574	0.576	0.727	0.633	0.709	0.679	15.57	18.82	23.29
	IMIT	0.477	0.565	0.757	0.731	0.78	0.838	1.38	1.38	1.38

注：黑体数值表示最优性能值.

Table 7 Effectiveness Comparison of 5G Base Station Location Selection Algorithm on a 5 km×5 km Dataset

表 7 在 5 km×5 km 的数据集上 5G 基站选址算法有效性比较

数据集	算法	需求点覆盖率			面积覆盖率			总体贴近度		
		k=38	k=40	k=42	k=38	k=40	k=42	k=38	k=40	k=42
Brightkite (5×5)	UDPB (本文)	**0.845**	**0.846**	**0.846**	**0.430**	**0.449**	**0.462**	**0**	**0**	**0**
	GA	0.695	0.674	0.688	0.277	0.216	0.262	137.96	191.78	138.26
	PSO	0.751	0.694	0.736	0.340	0.321	0.370	37.83	25.31	34.83
	IPTB	0.466	0.514	0.480	0.394	0.410	0.419	0	0	0
	SSN	0.470	0.420	0.423	0.336	0.345	0.348	18.74	56.94	69.59
	IMIT	0.333	0.333	0.334	0.282	0.291	0.302	2.11	2.11	2.11
Gowalla (5×5)	UDPB (本文)	**0.813**	**0.814**	**0.814**	**0.431**	**0.454**	**0.475**	**0**	**0**	**0**
	GA	0.601	0.595	0.619	0.246	0.277	0.310	95.97	121.16	81.16
	PSO	0.664	0.671	0.637	0.307	0.306	0.264	69.71	73.38	103.29
	IPTB	0.449	0.450	0.460	0.418	0.423	0.426	0	0	0
	SSN	0.339	0.335	0.405	0.340	0.350	0.358	33.05	58.03	42.53
	IMIT	0.269	0.269	0.292	0.257	0.272	0.290	2.50	2.50	2.50

注：黑体数值表示最优性能值.

5 总结与展望

本文以 5G 网络终端用户的历史通信数据为基

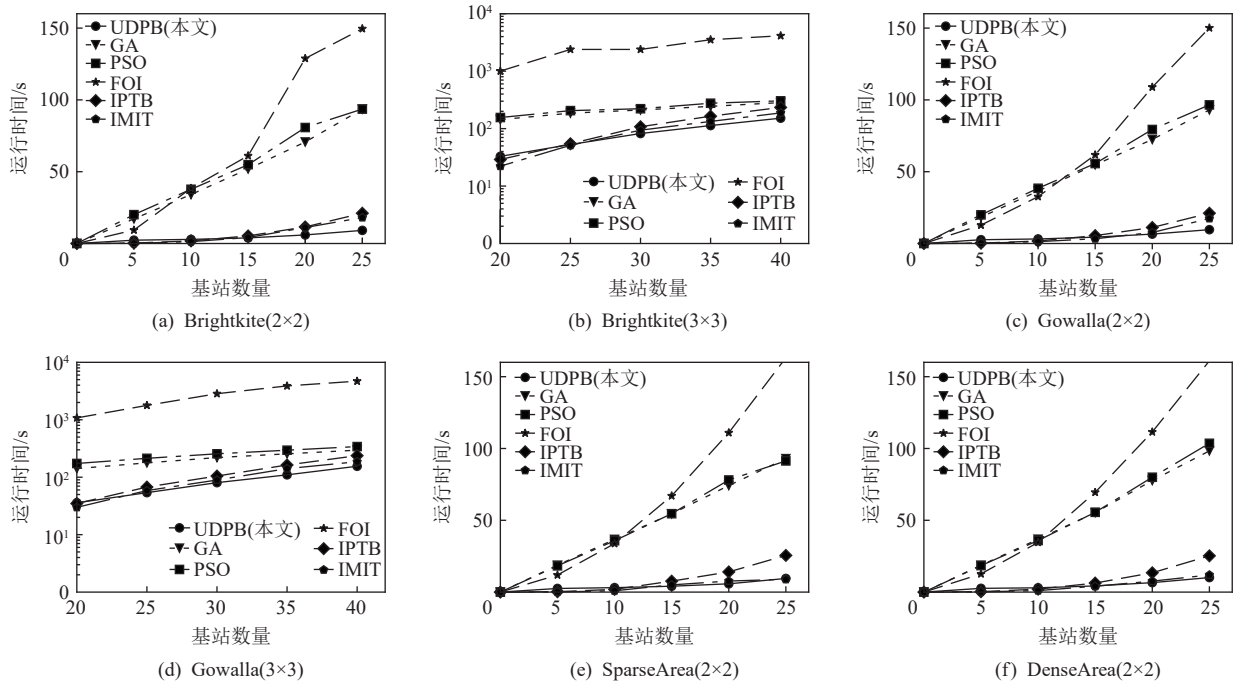


Fig. 3 Variation trend of the running time with the increase of k on 6 datasets

图 3 在 6 个数据集下运行时间随 k 增加的变化趋势

础, 通过引入基站容量系数和度量基站间分离度构建满足子模性的目标函数, 利用贪心算法选出最优基站站址, 从而有效提高基站覆盖率, 为 5G 网络系统实现信息智能化运维提供决策支持. 实验结果表明, 本文算法能够高效地求解出使 5G 基站覆盖率高的站址, 也可为汽车充电桩、餐厅、学校和超市等选址提供参考.

相距较远的基站和需求点间可以认为并不存在关联, 将考虑这一特点提高计算效率. 未来还需考虑 5G 信号传播模型、地形地貌、建筑物高度和密度、人口密度和流动性等更多的因素, 以提高选址的精度和实用性.

作者贡献声明: 黄文辉提出了算法思路和实验方案, 并完成实验; 王茹辉完成实验并撰写论文; 周丽萍和岳昆修改论文.

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 Yuning, Tian Guiyin, Hao Qiancheng, et al. The applicability of macro and micro base stations for 5G base station construction[C]//Proc of the 2nd Int Conf on Control and Intelligent Robotics. New York: ACM, 2022: 567−572

[3] Sun Jian, Zhang Wensheng, Wang Chengxiang. Developments on channel measurement and models in 5G high frequency band[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(5): 1249−1260 (in Chinese)
(孙健, 张文胜, 王承祥. 5G 高频段信道测量与建模进展[J]. 电子学报, 2017, 45(5): 1249−1260)

[4] Binshtok M, Brafman R I, Shimony S E, et al. Computing optimal subsets[C]//Proc of the 22nd AAAI Conf on Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: AAAI, 2007: 1231−1236

[5] Amine O M, Khireddine A. Base station placement optimisation using genetic algorithms approach[J]. International Journal of Computer Aided Engineering and Technology, 2019, 11(6): 635−652

[6] Zhang Yingjie, Mao Ciping, Zu Yunxiao, et al. Immune algorithm-based base station location optimization in the TD-SCDMA network[J]. Journal on Communications, 2014, 35(5): 44−48 (in Chinese)
(张英杰, 毛赐平, 俎云霄, 等. 基于免疫算法的 TD-SCDMA 网络基站选址优化[J]. 通信学报, 2014, 35(5): 44−48)

[7] Zhu Sifeng, Liu Fang, Chai Zhengyi, et al. Immune-computing-based location planning of base station and relay station in IEEE 802.16j network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(8): 1649−1654 (in Chinese)
(朱思峰, 刘芳, 柴争义, 等. 基于免疫计算的 IEEE 802.16j 网络基站及中继站选址优化[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(8): 1649−1654)

[8] Li Yueheng, Wang Li, Cui Lei, et al. Antenna port placement optimization of distributed MIMO system in circular cell based on particle swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(6): 1144−1151(in Chinese)
(李岳衡, 王莉, 崔磊, 等. 基于粒子群算法的分布式 MIMO 系统圆形小区天线位置优化研究[J]. 电子学报, 2015, 43(6): 1144−1151)

[9] Geng Bin, Geng Jianyu, Liu Kai, et al. Research on base station site selection in power wireless private network based on improved NSGA-2 algorithm[C]//Proc of the Conf on Computers, Information Processing and Advanced Education. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 196−199

[10] Wang Yu, Cong Gao, Song Guojie, et al. Community-based greedy algorithm for mining top-k influential nodes in mobile social networks[C]//Proc of the 16th ACM SIGKDD Int Conf on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2010: 1039−1048

[11] Doerr B, Doerr C, Neumann A, et al. Optimization of chance-constrained submodular functions[C]//Proc of the 24th AAAI Conf on Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: AAAI, 2020: 1460−1467

[12] Laitila J, Moilanen A. New performance guarantees for the greedy maximization of submodular set functions[J]. Optimization Letters, 2017, 11(4): 655−665

[13] Liu Weiyi, Yue Kun, Li Jianyu, et al. Inferring range of information diffusion based on historical frequent items[J]. Data Mining & Knowledge Discovery, 2022, 36(1): 82−107

[14] Chen Xuanhao, Zhao Yan, Liu Guanfeng, et al. Efficient similarity-aware influence maximization in geo-social network[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(10): 4767−4780

[15] Cai Taotao, Li Jianxin, 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

[16] Wu Anbiao, Yuan Ye, Qiao Baiyou, et al, The influence maximization problem based on large-scale temporal graph[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(12): 2647−2664 (in Chinese)
(吴安彪, 袁野, 乔百友, 等. 大规模时序图影响力最大化的算法研究[J]. 计算机学报, 2019, 42(12): 2647−2664)

[17] Zhang Huizhen, Zhang Kun, Zhou Yuyang, et al. An immune algorithm for solving the optimization problem of locating the battery swapping stations[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 248: 108883

[18] Jordan J, Palanca J, Marti P, et al. Electric vehicle charging stations emplacement using genetic algorithms and agent-based simulation[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 197: 116739

[19] Di Weimin, Wang Ran. Supply chain location-inventory decision model and its optimization algorithm with multi-echelon facility disruptions[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(1): 269−282 (in Chinese)
(狄卫民, 王然. 考虑多级设施中断的供应链选址—库存决策模型及优化算法[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(1): 269−282)

[20] Sheng Yitao, Zheng Xiaoxuan. Site selection of base station and planning of sector angle based on DBSCAN clustering[J]. Journal of Nantong Vocational University, 2022, 36(4): 64−68 (in Chinese)
(盛屹涛, 郑晓璇. 基于 DBSCAN 聚类的基站选址与扇区角度规划研究[J]. 南通职业大学学报, 2022, 36(4): 64−68)

[21] Benmoussa K, Hamdadou D, Roukh Z E A. 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

[22] Lan Tian, Cheng Hao, Wang Yi, et al. Site selection via learning graph convolutional neural networks: A case study of Singapore[J]. Remote Sensing, 2022, 14(15): 3579

[23] 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

[24] Elhamifar E. Sequential facility location: Approximate submodularity and greedy algorithm[C]//Proc of the 36th Int Conf on Machine Learning. New York: PMLR, 2019: 1784−1793

[25] Cho E, Myers S A, Leskovec J. Friendship and mobility: User movement in location-based social networks[C]//Proc of the 17th ACM SIGKDD Int Conf on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2011: 1082−1090

[26] Li Li, Wang Wanliang, Xu Xinli, et al. Multi-objective particle swarm optimization based on grid ranking[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(5): 1012−1023 (in Chinese)
(李笠, 王万良, 徐新黎, 等. 基于网格排序的多目标粒子群优化算法[J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(5): 1012−1023)



Huang Wenhui, born in 1999. Master. His main research interest includes big data analysis.
黄文辉, 1999 年生. 硕士. 主要研究方向为大数据分析.



Wang Jiahui, born in 1996. PhD, assistant professor. Member of CCF. His main research interest includes knowledge engineering.
王笳辉, 1996 年生. 博士, 助理研究员. CCF 会员. 主要研究方向为知识工程.



Zhou Liping, born in 1979. Master, editor. Her main research interest includes data mining.
周丽萍, 1979 年生. 硕士, 编辑. 主要研究方向为数据挖掘.



Yue Kun, born in 1979. PhD, professor, PhD supervisor. Senior member of CCF. His current research interest includes knowledge engineering.
岳　昆, 1979 年生. 博士, 教授, 博士生导师. CCF 高级会员. 主要研究方向为知识工程.