

基于改进遗传算法的 无线基站空间感知能耗策略研究

Research on Energy Consumption Strategy of Wireless Base Station Spatial Perception Based on Genetic Algorithm

李发林, 向洋, 张洪伟, 王耀祖, 石振远 (中国移动通信集团设计院有限公司重庆分公司, 重庆 401121)

Li Falin, Xiang Yang, Zhang Hongwei, Wang Yaozu, Shi Zhenyuan (China Mobile Group Design Institute Co., Ltd. Chongqing Branch, Chongqing 401121, China)

摘要:

模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理,通过选择、交叉和变异,将基站能耗问题抽象为多目标、多约束、动态性强的数学问题,在城市、农村、山区等不同场景下,结合站点空间分布特点,设置不同初始化种群和适应度函数,通过函数收敛条件,逐步在大规模网络中寻找最优解,构建基于遗传算法的空间感知优化策略方法,对站点进行精细化运行控制,不以牺牲服务质量为代价,通过智能化运行策略,降低站点能耗,为移动通信网络绿色发展提供理论支撑和实践指导。

Abstract:

It simulates the natural selection and genetic mechanisms of Darwin's theory of biological evolution. Through selection, crossover, and mutation, the energy consumption problem of base stations is abstracted as a multi-objective, multi-constraint, and highly dynamic mathematical problem. In different scenarios such as urban, rural, and mountainous areas, combined with the spatial distribution characteristics of sites, different initial populations and fitness functions are set. Through the convergence conditions of the function, the optimal solution is gradually sought in large-scale networks. A spatial perception optimization strategy method based on genetic algorithms is constructed to conduct fine-grained operation control of sites without sacrificing service quality. Through intelligent operation strategies, site energy consumption is reduced, providing theoretical support and practical guidance for the green development of mobile communication networks.

Keywords:

Genetic algorithm; Wireless base station; Spatial perception; Energy consumption strategy

关键词:

遗传算法; 无线基站; 空间感知; 能耗策略

doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2026.04.008

文章编号: 1007-3043(2026)04-0046-06

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):



引用格式: 李发林, 向洋, 张洪伟, 等. 基于改进遗传算法的无线基站空间感知能耗策略研究[J]. 邮电设计技术, 2026(4): 46-51.

1 概述

随着5G网络的快速应用和6G时代的即将到来,移动通信网络的覆盖范围和规模急剧增加,新技术带来了更高的传输速率和更广泛的应用场景,但其高能耗问题也成为亟待解决的瓶颈。一方面,基站能耗占

据整个网络能耗的70%以上;另一方面,全球范围内碳排放控制也要求通信行业采取更高效的能源利用策略,因此,研究如何基于空间分布优化基站能耗具有重要的理论和实践意义,当前,基站能耗优化研究主要集中在以下几个方面。

a) 硬件优化: 使用低功耗设备和提高硬件利用效率,文献[1]根据GSM、WCDMA无线基站高温环境下动力配套设备的能耗监控,通过温度监控设备,设定

收稿日期: 2026-03-19

智能开关,对能耗进行优化。

b) 网络设计优化:优化基站部署和网络架构,减少基站冗余,降低能耗,文献[2]提出一种基于矢量距离免疫计算的基站选址问题求解方案,确定基站的位置和数目,以达到建站代价最小、且满足用户覆盖率和系统容量的目的;文献[3]基于一种测距型基站布网优化系统,提出一种地面无线定位基站部署优化方案,依据读入的基站配置信息,实现最优化基站部署。

c) 动态资源管理:根据用户需求动态调整基站运行状态,文献[4]针对成簇阶段和数据传输阶段进行优化,设计了一种基于模糊密度峰聚类和粒子群优化的能量均衡路由算法,提高网络的使用寿命和能源效率;文献[5]在满足用户体验质量的前提下,提出一种通过构建具有抢占式优先服务和单重工作休假机制的二维离散时间马尔可夫随机模型,运用矩阵几何解方法,进行基站节能策略及纳什均衡研究。

上述方法在一定程度上缓解了无线基站能耗问题,但仍存在空间利用效率低、策略局限性等问题,近年来,智能优化遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[6-7],作为一种基于自然界生物进化原理的全局优化方法,模拟自然界生物进化过程中的达尔文自然选择和遗传规律,因其强大的全局优化能力和高度自适应性,逐渐成为优化基站能耗的重要理论基础。

2 遗传算法在能耗优化中的优势

2.1 遗传算法基本原理

遗传算法是一种基于自然选择和遗传机制的随机搜索算法^[8],其核心思想是通过选择、交叉和变异操作,逐步优化问题的最优解,其主要特点如下。

a) 全局搜索能力。通过种群多样性维护和随机搜索机制,在全局范围内不断搜索最优解,避免陷入局部最优。

b) 强鲁棒性。对问题的数学模型和具体约束要求较低,适用于复杂问题。

c) 动态适应性。根据环境变化动态调整搜索策略,适用于复杂的非线性优化问题。

2.2 遗传算法在基站能耗优化中的适用性

基站能耗优化问题具有多目标、多约束和动态性强等特点,传统优化方法难以在大规模网络中快速找到最优解,遗传算法的以下特性使其特别适用于该问题。

a) 多目标优化。可以同时优化能耗、覆盖率和服

务质量等多个目标。

b) 动态适应性。能够根据用户分布和需求的变化动态调整优化策略。

c) 可扩展性。易于结合其他算法,如机器学习、人工智能、AI+等进一步提升性能。

3 基于改进遗传算法优化策略

3.1 改进模型构建

3.1.1 问题描述

基站能耗优化问题可描述为一个多目标的优化问题,其目标包括:

a) 最小化总能耗,可用 $\min \sum_{i=1}^N P_i$ 来表示,其中, P_i 为第 i 个基站的能耗。

b) 最大化用户覆盖率,可用 $\max \left(\frac{\text{接入用户数}}{\text{总用户数}} \times 100\% \right)$ 来表示。

c) 保证服务质量(QoS),包括信号强度和网络延迟。

3.1.2 输入与输出

输入主要包括如下参数。

a) 用户分布。高、中、低密度区域的用户数量和位置。

b) 基站参数。发射功率范围、覆盖半径、硬件能耗特性。

c) 网络约束。最大能耗阈值和最小覆盖率要求。

输出为基站的最优部署方案和运行状态,包括基站开关状态和各基站的发射功率及资源分配方案。

3.1.3 优化过程的数学表达

优化过程的目标函数定义为:

$$\text{Minimize: } J = \alpha \sum_{i=1}^N P_i - \beta \sum_{i=1}^N U_i + \gamma \sum_{i=1}^N QoS_i \quad (1)$$

式中:

P_i ——第 i 个基站的功耗

U_i ——第 i 个基站覆盖的用户数

QoS_i ——服务质量指标

α, β, γ ——权重系数,用于平衡不同目标,其约束

条件为: $\sum_{i=1}^N P_i \leq P_{\max}, \sum_{i=1}^N U_i \geq U_{\min}$

3.2 算法设计

针对无线基站能耗优化问题,对常规遗传算法进行改进,算法流程设计如图1所示。通过编码、初始化

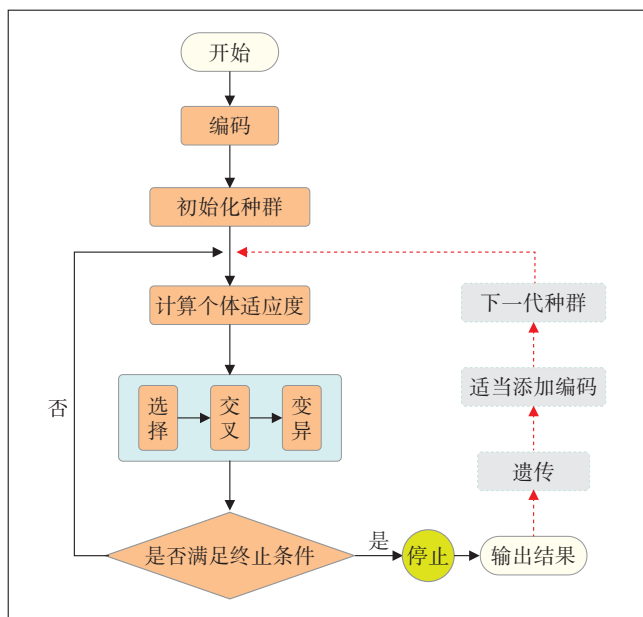


图1 算法流程设计

种群、个体适应度、选择、交叉、变异等操作,得到初代结果。为更好保留优良基因,同时减少算法收敛,在下一代种群生成中,采用精英保留策略,择优遗传,保留优良基因,并适当增加编码基因,避免算法过早收敛,提高算法优越性。

3.3 编码与初始化

3.3.1 编码方式

充分考虑基站能耗优化与不同场景的适配性,采用二进制编码,每个基因对应一个基站的状态,“1”表示基站开启,“0”表示基站关闭。鉴于城市中基站分布密集,为提高编码效率,对相邻且功能相似的基站进行分组编码,以减少编码长度,提升算法运行速度,而在农村和山区基站空间分布稀疏场景,保持单个基站独立编码,确保对每个基站状态的精准表达。

3.3.2 初始化种群

对于城市场景,城市区域基站分布密集,用户分布呈现明显的不均衡性,存在众多商业中心、办公楼、交通枢纽等用户高度聚集的热点区域,根据城市地图和用户大数据分析,确定热点区域。初始种群时,优先在热点区域及其周边设置一定比例开启状态的基站,同时确保每个热点区域周边的基站分布具有一定的多样性,以覆盖不同方向的用户。

对于农村场景,农村地区地广人稀,用户居住相对分散,但存在一些村落等相对集中的居住点,利用运营商用户地理信息系统数据识别出村落位置。在

初始化时,以每个村落为中心,在一定范围内随机生成开启状态的基站,保证每个村落至少有一个基站覆盖,同时,在村落之间的空旷区域,也适当随机分布一些开启或关闭状态的基站,以探索更优的覆盖方案。

对于山区场景,山区地形复杂,信号传播受山体阻挡严重,首先,对山区地形进行三维建模,结合用户分布数据,找出信号传播的有利位置,如山顶、山脊等视野开阔且能覆盖较多用户的地方,在初始化时,优先在这些位置设置开启状态的基站。同时,考虑到山区用户分布零散,在山谷等用户相对集中的区域也随机设置一些开启状态的基站,其余位置随机设置基站状态,完成初始种群的构建。

3.4 适应度函数

适应度函数紧密围绕基站能耗优化目标,并根据不同场景的侧重点进行调整,可通过式(2)表示:

$$F = \frac{1}{J} = \frac{1}{\alpha \sum_{i=1}^N P_i - \beta \sum_{i=1}^N U_i + \gamma \sum_{i=1}^N QoS_i} \quad (2)$$

对于城市场景,在城市高峰时段或重点区域,用户对服务质量要求极高,此时适当增大 γ (服务质量权重系数),以突出对信号强度和网络延迟的优化,确保在高流量需求下用户能获得良好的体验。同时,由于城市能源成本较高, α (能耗权重系数)也保持相对较高值,保证在满足用户需求的前提下最大程度降低能耗。首先,根据基站的发射功率和位置,结合城市建筑物分布数据,利用信号传播模型^[9-10]计算每个基站的信号覆盖范围^[11],确定覆盖的用户数量。同时,城市中网络流量大,容易出现拥塞,通过网络仿真模型计算每个基站在不同流量负载下的网络延迟和丢包率等QoS指标。在能耗方面,城市中基站设备型号多样,不同型号的功耗特性不同,根据实际设备参数计算每个基站的能耗,调整权重系数为 $\alpha=0.4, \beta=0.3, \gamma=0.3$,以突出对能耗、覆盖率和综合优化的综合优化。

对于农村场景,用户对网络速率和实时性要求相对较低,但对成本较为敏感,因此能耗和覆盖率成为主要考量因素,计算个体的适应度时,根据基站的覆盖半径和农村地区的地理坐标,确定每个基站覆盖的用户数量。对于能耗,由于农村基站设备相对单一,根据常见设备的功耗参数计算总能耗,调整权重系数为 $\alpha=0.5, \beta=0.5, \gamma=0.0$ (在农村低谷时段,服务质量 γ 对整体优化影响较小,可暂时忽略),以重点优化能耗和覆盖率。

对于山区场景, 山区的主要挑战是信号覆盖难度大, 因此覆盖率在适应度计算中占主导地位, 利用地形数据和基站的发射功率, 通过信号传播模型计算每个基站在复杂地形下的实际覆盖范围, 确定覆盖的用户数量, 考虑山区基站建设和维护成本高, 能耗也不容忽视, 根据基站设备的功耗特性计算能耗。在适应度函数中, 调整权重系数为 $\alpha=0.4, \beta=0.6, \gamma=0.0$ (山区全天平均场景下, 服务质量 γ 的优化相对次要, 暂不考虑), 以优先保证覆盖率, 同时兼顾能耗。

3.5 遗传操作

3.5.1 选择操作

如图2所示, 采用轮盘赌选择机制^[12-14], 为每个个体分配一个选择概率, 其大小与个体的适应度值成正比。例如, 计算种群中所有个体适应度值的总和: $S = \sum_{j=1}^M F_j$ (其中, M 为种群规模, F_j 为第 j 个个体的适应度值), 则第 j 个个体的选择概率为: $P_{\text{select}, j} = \frac{F_j}{S}$ 。然后, 通过随机数生成器在区间 $[0, 1]$ 内生成多个随机数, 根据这些随机数落在各个个体选择概率区间的情况, 确定被选中的个体, 这种选择方式使适应度值高的个体有更大被选中的机会, 进入下一代种群, 从而实现了“适者生存”的自然选择原则。

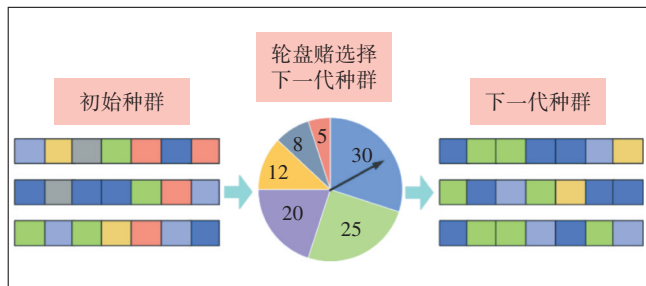


图2 轮盘赌种群选择

3.5.2 交叉操作

针对不同场景, 采用不同的交叉策略。在城市场景, 基站布局复杂, 采用多点交叉方式, 随机选择多个交叉点, 对多个基因片段进行交换, 增加新个体基因组合的多样性。农村和山区场景采用单点交叉方式, 既能保证一定的基因交换, 又能相对稳定地传承上一代个体的部分特性, 提高算法的收敛效率。例如, 随机选择2个个体: 个体A: “1011001”和个体B: “0100110”, 随机确定一个交叉点, 假设交叉点为第3位, 则交叉操作后生成2个新个体, 新个体1为:

“1010110”, 新个体2为: “0101001”, 通过交叉操作, 不同个体之间的基因进行了交换, 有助于生成新的可能更优的解决方案, 具体如图3所示。

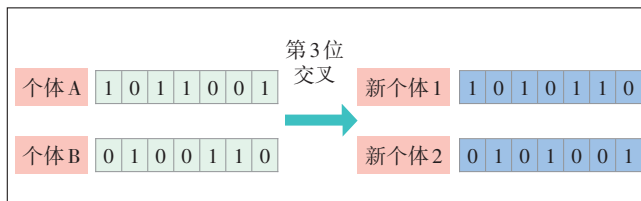


图3 交叉操作

3.5.3 变异操作

以预先设定的变异概率对交叉后的个体进行变异操作, 变异操作旨在增加种群的多样性, 防止算法陷入局部最优。在城市场景中, 由于环境复杂, 变异概率可设置相对较高, 以便在大量的局部最优解中跳出, 找到全局最优解; 农村和山区场景的变异概率可相对降低, 较小的变异概率可保证算法在稳定搜索的同时, 当出现新建基站时, 偶尔引入新的基因站点, 避免错过最优解。如设定变异概率为0.1, 即对每个个体的每个基因位, 都有0.1的概率进行变异, 对于一个基因位, 如果需要变异, 则将其值取反, 即0变为1, 1变为0, 代表基站的运行状态进行切换, 假设个体A为“1011001”, 个体B为“0100110”, 若第4位基因发生变异, 则变异后的个体变为新个体3“1010001”和新个体4“0101110”, 变异操作增加了种群的多样性, 防止算法过早陷入局部最优, 具体如图4所示。

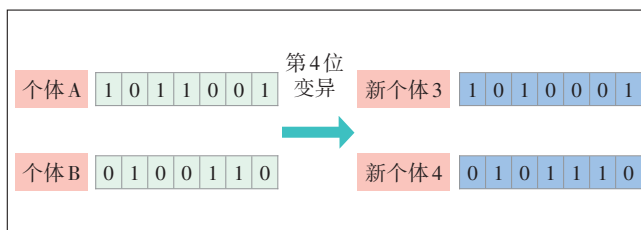


图4 变异操作

3.6 终止条件

当满足以下任意一个条件时, 算法终止并输出最优解。

- a) 种群适应度值收敛: 设置一个极小的阈值 ϵ , 在连续 k 次迭代中, 种群最优适应度值的变化量 ΔF 均小于 ϵ , 即表示种群适应度值已收敛, 所在区域找到了最合适站点。
- b) 达到最大迭代次数: 根据问题的复杂程度和计

算资源的允许范围,预先设定最大迭代次数 T 。当算法的迭代次数达到 T 时,无论种群是否收敛,均终止算法,在实际应用中,最大迭代次数可根据网络规模、基站数量等因素进行灵活调整,若网络规模较小,可适当降低最大迭代次数;反之,对于大规模复杂网络,则可增加最大迭代次数以获取更优结果。

通过种群适应度值收敛和最大迭代次数2个终止条件,在保证算法搜索质量的同时,有效控制算法运行时间和计算资源的消耗,确保遗传算法能够高效、稳定地输出基站能耗优化问题的最优解。

3.7 能耗优化过程

通过选择、交叉和变异操作,生成下一代种群,根据生物具有择优遗传的特性,不断迭代出更优质的种群。

a) 终止条件判断:判断终止条件是否满足,若满足种群适应度值收敛或达到最大迭代次数^[15],则输出最优解,否则继续进行遗传选择操作。

b) 更新种群并记录最优解:在每次迭代过程中,无论在城市、农村还是山区,都记录下当前种群中的最优个体及其对应的适应度值,最优个体代表了当前迭代下找到的最佳基站运行方案。例如,在城市场景的某次迭代中,发现一个个体对应的基站运行方案能在满足高服务质量要求的同时,最大程度降低能耗,将其记录为当前最优解,用新生成的下一代种群替换当前种群,为下一次迭代做准备,通过不断迭代更新种群,算法逐步朝着最优解的方向进化,直到满足终止条件,最终输出的结果即为不同场景下基站能耗优化的最佳方案。

根据遗传算法计算出的最佳方案,不断调整个体中基站的开关状态,确定激活的基站集合,对于每个激活的基站,依据其对应的发射功率、覆盖范围等参数,结合用户分布信息,计算出该基站覆盖的用户数 U_i 和该基站的功耗 P_i 。同时,综合考虑网络拓扑结构、信号传播特性等因素,计算出该基站所提供服务的的目标质量指标 QoS_i ,将这些计算得到的参数代入适应度函数,得到每个个体的适应度值,适应度值越高,表示该个体所代表的基站状态和资源分配方案越优,即越接近我们期望的低能耗、高覆盖率和良好服务质量的目

4 模拟实验与分析

4.1 实验设置

为验证基于遗传算法的优化策略的有效性,设计了一系列模拟实验,实验环境包括城市、农村和山区3种典型场景,具体设置如下。

a) 用户分布。基于实际数据,生成用户位置和请求模型。

b) 网络参数。包括基站数量、基站位置、覆盖半径、发射功率范围等。

c) 遗传算法参数。种群规模为100,最大迭代次数为500,交叉概率为0.5,变异概率为0.1。

4.2 实验结果

实验结果表明,在城市、农村和山区不同场景下,基于遗传算法的优化策略能满足不同场景的优化需求,能显著降低基站能耗,同时提高了用户覆盖率和服务质量,具体如表1所示。

表1 优化场景效果对比

场景	优化前能耗/kWh	优化后能耗/kWh	能耗降低比例/%	服务质量提升/%	用户覆盖率提升/%
城市高峰时段	1200	780	35.0	18	15
农村低谷时段	600	390	35.0	10	12
山区全天平均	900	580	35.6	12	14

在城市中,通过对基站布局的精细调整,解决过覆盖问题,关闭冗余覆盖区域站点,合理增加热点区域覆盖,减少信号盲区;在农村地区,依据村落分布精准优化基站开启状态,有效减少不必要的能源消耗;在山区,巧妙利用山顶、山脊等信号传播具有优势位置的基站运行,兼顾山谷等用户集中区域覆盖,有效提升服务质量和用户覆盖,减少基站能耗。

4.3 实验性能

在收敛速度方面,在不同场景下,算法的收敛速度均表现出色。在城市中经过约300次迭代后,种群适应度值基本收敛;在农村和山区,由于采用针对性的初始化策略和参数设置,收敛速度更快,分别在约200次和150次迭代后达到收敛状态,快速的收敛速度确保算法能够在较短时间内找到较优解,提高了优化效率,节省计算资源。

在稳定性方面,通过多次重复实验验证,算法在相同场景下的优化结果波动极小,城市中多次实验的能耗降低比例稳定在32%~36%,服务质量和用户覆盖率的提升也保持在相近范围,这表明算法具有高度的稳定性,其优化结果可靠,不会因初始条件的微小差异而产生大幅波动,为实际应用提供了坚实的保障。

5 结束语

本文聚焦于基站能耗优化问题,深入剖析不同场景下的主要影响因素,基于遗传算法创新性地提出空间维度下的无线基站能耗策略,通过对基站运行的精细化调整,在城市精准识别并关闭冗余覆盖基站,在农村紧密依据村落分布控制基站开启,在山区巧妙利用地形优势科学运行基站,有效杜绝能源的低效消耗,在提升能源利用效率的同时,不以牺牲服务质量为代价,为运营商削减运营成本,促进移动通信绿色发展。

未来的研究方向主要包括如下几个方面。

a) 空天一体6G网络能耗深度优化探索。随着通信技术向空天一体6G时代迈进,基站分布更密集,业务需求更复杂,可围绕6G网络的关键技术,如太赫兹通信、智能超表面、空天一体等方面,探索与之适配的基站能耗优化方案,在满足6G网络超高数据速率、超低延迟以及大规模连接需求的同时,进行更加深度的能耗控制研究。

b) 复杂场景用户行为建模研究。未来移动通信场景愈发复杂多样,用户行为也呈现出高度的动态性与不确定性,未来可着力开展更复杂场景下的用户行为建模研究,综合考虑不同环境、不同人群的使用习惯及不同业务需求特点,运用大数据分析、深度学习等技术手段,构建精准的用户行为模型,实时感知用户的位置变化、业务偏好以及流量需求,为基站的动态资源分配与能耗优化提供精准依据,进一步提升网络的能源利用效率与服务质量。

c) 更高效的人工智能算法实时优化。研究对基站能耗的实时、精准优化,通过开发高效的人工智能算法,结合边缘计算、云计算等技术,实时处理海量网络数据,快速做出最优的能耗决策,利用强化学习,使基站能够根据实时的网络状态和用户需求,自主调整功率、信道分配等参数,在保障服务质量的前提下,最大限度地降低能耗。同时,不断优化算法的计算效率与准确性,确保在复杂多变的网络环境中能够稳定运行,为移动通信网络的智能化、绿色化发展提供强大的技术支撑。

本文的研究为提升移动通信网络的能源效率开辟了全新的路径,提供了切实可行的新思路与方法,在全球倡导绿色发展的大背景下,对绿色通信网络的建设与发展具有重要意义,不仅有助于运营商降低运

营成本,提升市场竞争力,还能有效减少能源消耗,降低碳排放,为环境保护做出积极贡献。未来,随着研究的不断深入与探索,有望推动通信行业朝着更加绿色、智能、高效的方向迈进,为建设可持续发展的数字社会奠定基础。

参考文献:

- [1] 毛风鹏,肖承兵,黄胜. 基站动力配套设备节能优化设计[J]. 山东通信技术,2011,31(2):30-32.
- [2] 马宝罗,贾振红,覃锡忠,等. 改进免疫算法在无线网络基站选址优化中的应用[J]. 传感器与微系统,2016,35(5):154-157,160.
- [3] 李得海,魏盛桃,顾志强,等. 地面无线定位基站部署优化设计研究[J]. 测绘科学,2021,46(10):25-30.
- [4] 张勇,吕黎明. 基于模糊密度峰聚类和PSO的WSN能量均衡算法[J]. 计算机仿真,2023,40(7):418-422.
- [5] 马晓彤,金顺福,刘建平,等. 认知无线电网络中的基站节能策略及纳什均衡研究[J]. 通信学报,2016,37(7):172-181.
- [6] 韩万林,张幼蒂. 遗传算法的改进[J]. 中国矿业大学学报(自然科学版),2000,29(1):102-105.
- [7] 雷德明. 自调整遗传算法[J]. 系统工程与电子技术,1999,21(11):70-71.
- [8] 程杰,张纪会,徐心和. 用于函数优化的遗传算法研究[C]//1998中国控制与决策学术年会论文集. 大连:大连海事大学出版社,1998:353-355.
- [9] 邓中亮,肖占蒙,贾步云,等. 城市空间无线定位信号传播模型校正方法研究[J]. 导航定位与授时,2017,4(3):11-16.
- [10] 刘影,李国庆,钱志鸿,等. 采用确定性信号传播模型的普适寻优定位方法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版),2021,33(3):378-386.
- [11] 蒋旭东,吕志来,喻宜,等. 电力无线专网系统组网方案研究[J]. 电子测试,2019(21):90-94.
- [12] 梁宇宏,张欣. 对遗传算法的轮盘赌选择方式的改进[J]. 信息技术,2009,33(12):127-129.
- [13] 王芳,邱玉辉. 一种引入轮盘赌选择算子的混合粒子群算法[J]. 西南师范大学学报(自然科学版),2006,31(3):93-96.
- [14] 蔡军,邹鹏,沈弼龙,等. 基于改进轮盘赌策略的反馈式模糊测试方法[J]. 四川大学学报(工程科学版),2016,48(2):132-138.
- [15] 薛明. 求解不规则多目标优化问题的进化算法研究[D]. 烟台:烟台大学,2024.

作者简介:

李发林,工程师,学士,主要从事无线移动通信网络优化与IT智能化应用工作;向洋,高级工程师,硕士,主要从事无线移动通信网络规划与设计工作;张洪伟,高级工程师,学士,主要从事无线移动通信网络优化工作;王耀祖,工程师,学士,主要从事无线移动通信网络网络运维与故障诊断工作;石振远,助理工程师,学士,主要从事无线移动通信网络安全、反诈治理工作。