

智慧城市中无线网络节点部署优化方案研究

黄书强¹ 王高才² 单志广³ 邓玉辉⁴ 李 阳⁴ 陈庆麟⁵

¹(暨南大学网络与教育技术中心 广州 510632)

²(广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004)

³(国家信息中心信息化研究部 北京 100045)

⁴(暨南大学信息科学技术学院 广州 510632)

⁵(华南理工大学自动化科学与工程学院 广州 510641)

(hsq2008@vip.sina.com)

Node Deployment Optimization of Wireless Network in Smart City

Huang Shuqiang¹, Wang Gaocai², Shan Zhiguang³, DengYuhui⁴, Li Yang⁴, and Chen Qinglin⁵

¹(Network and Education Technology Center, Jinan University, Guangzhou 510632)

²(School of Computer and Electrical Information, Guangxi University, Nanning 530004)

³(Department of Informatization Research, State Information Center, Beijing 100045)

⁴(College of Information and Technology, Jinan University, Guangzhou 510632)

⁵(School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641)

Abstract In smart city, the deployment of network nodes of wireless networks has direct effect on network quality of service. This problem can be described as deploying appropriate AP as access nodes and special nodes as gateway nodes to aggregate traffic to Internet in a given geometric plane. In the paper, wireless mesh network as an example, number and deployment location of AP nodes can be determined by the regional flow of people statistics, and gateway nodes deployment is abstracted as a geometric K -center problem. To solve the geometric K -center problem, an improved adaptive PSO algorithm is proposed to optimize the minimum coverage radius. The fitness function is redesigned, and random inertia weight adjustment, adaptive learning factor, neighborhood searching strategy are introduced to the improved PSO to get wider solution. Compared with GA algorithm and K -means algorithm, simulation results show that the improved PSO algorithm is more stable and can get shorter path length, thus the network quality of service can be improved.

Key words smart city; wireless mesh networks; gateway deployment; geometric K -center; adaptive PSO; path length

摘 要 智慧城市无线网络基础设施中,网络节点部署直接影响到网络服务质量.该问题可归结为在给定的几何平面上部署合适的普通 AP 节点作为无线终端的访问节点,部署特殊节点作为网关以汇聚普通节点的流量到有线网络中.以无线 Mesh 网络为例,提出根据区域人流量的统计来确定 AP 节点的部署位置和数量,将网关节点部署问题抽象为几何 K -中心问题.以节点和网关之间路径长度最小为优化目标,提出自适应的粒子群算法来求解网关节点部署位置.在自适应粒子群算法中引入随机调整惯性权重、自适应改变学习因子和邻域搜索等改进策略,并设计一种新的适应度函数计算方法,使得算法更容易

收稿日期:2013-07-30;修回日期:2013-10-20

基金项目:国家自然科学基金项目(61063045,61262003,61272073,61373125);广东省自然科学基金重点项目(S2013020012865);广西自然科学基金杰出青年基金项目(2013GXNSFGA019006);广东省科技计划基金项目(2012B010100027,2012B091100161);2013 年广州市科技计划基金项目(2013Y4300017);广东省教育厅科技创新基金项目(2013KJCX0018)

获得最优解. 仿真结果表明, 相对于 GA 算法和 K-means 算法, 改进粒子群算法求解效果稳定, 鲁棒性强, 可获得更小的覆盖半径, 从而提高网络的服务质量.

关键词 智慧城市; 无线 Mesh 网络; 网关部署; 几何 K-中心; 自适应粒子群算法; 路径长度

中图法分类号 TP393

2009 年, IBM 公司首先提出了“智慧地球”的新理念, 建议政府投资新一代的智慧型基础设施, 该理念得到全世界范围内响应, 进而引发了全球智慧城市建设的热潮. 智慧城市是继数字城市 and 智能城市后城市信息化高级形态, 是信息化、工业化和城镇化的深度融合. 智慧城市是物联网和云计算等多种技术有机融合的产物, 主要由数字城市、物联网、云计算、大数据等支撑技术组成, 是城市全面数字化基础之上建立的可视化和可量测的智能化城市管理和运营方式, 包括城市的信息、数据基础设施以及在此基础上建立网络化的城市信息管理平台与综合决策支撑平台^[1-2]. 实际上, 智慧城市可以理解为通过各种传感器、物联网、无线网络、移动通信等技术实现各种信息的交互, 并且利用云计算、大数据等技术实现对信息的有效整合和综合决策分析, 以实现城市运行管理、产业发展和人的全面协调发展, 它强调各种信息的深度融合^[3].

无线通信网络作为连接各种传感设备和无线终端的载体, 让各种感知数据的无缝获取和用户随时随地访问信息成为可能, 其在智慧城市中具有越来越重要的作用. 目前, 随着无线通信网络发展所呈现出的高速化、宽带化、异构化、泛在化趋势, 泛在无线通信成为近年来无线通信领域关注的热点之一. 在异构无线网络环境中, 多种无线通信技术并存, 并相对独立, 缺乏有效的协调机制, 造成系统干扰、频频资源稀缺以及业务无缝切换等难以解决的问题. 无线 Mesh 网络作为一种新的网络架构, 融合了无线局域网络和移动 Adhoc 网络的特点和优势, 可以和多种宽带无线接入技术相结合, 实现现有异构无线网络的有效融合与协同工作, 组成一个含有多跳无线链路的无线网状网络, 实现资源的优势互补和协调管理^[4-6]. 无线 Mesh 网络技术的优点主要体现在: 更好的伸缩性和可靠性、更大的覆盖范围、更少的建设和维护成本、更强的兼容性和融合性, 并支持多跳接入, 使其成为构建智慧城市过程中重要的无线技术^[5]. 研究表明, 无线 AP (access point) 与网关之间的跳数, 即路径长度对于服务质量具有重要的影响^[6], 每增加 1 跳网络延时会随之增加, 而网络质

量会下降 10%. 因此, 本文提出研究智慧城市中无线网络基础设施通信节点的部署和优化问题, 以提高网络部署效益.

1 智慧城市中无线 Mesh 网络网关部署问题

智慧城市中无线网络基础通信设施节点部署和优化问题可以归结为, 在给定的平面上部署合适的无线 AP 节点和网关节点, 使信号覆盖到所有的移动终端的同时保证最优的服务质量. 无线 Mesh 网络的显著特点表现在: 网络的大部分流量汇聚于网关, 离网关较近的节点服务质量较好, 而离网关较远的节点服务质量较差, 各节点间存在服务质量的不公平性. 因此, 网关常成为网络性能的瓶颈, 其部署合理与否对网络性能有较大的影响. 智慧城市基础无线设施 Mesh 网络架构如图 1 所示:

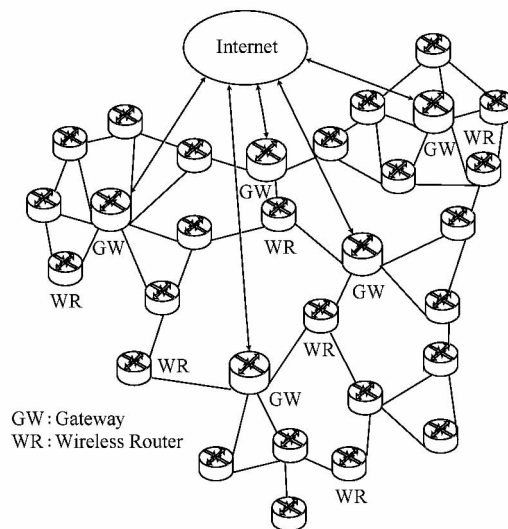


Fig. 1 The structure of wireless network infrastructure in smart city.

图 1 智慧城市无线基础设施 Mesh 网络架构图

普通 AP 节点的部署可以根据区域人口流量和密度来确定, 而网关的确定则是一个难题. 目前, 无线 Mesh 网络的网关部署方式主要有两种: 一种方式是从现有的网络节点中选取 K 个节点作为网关节点; 另一种方式是在网络节点所在平面的任意 K 个位置部署网关节点, 该 K 个节点不一定从现有网络

节点中选取. 前者在数学上定义为节点 K -中心问题 (vertex K -center problem), 后者则被归结为几何 K -中心问题 (geometry K -center problem). 基于节点 K -中心网关部署问题研究就是在给定的节点集合中寻找最优解, 方法相对简单和成熟, 已有一些较好的解决方案^[6-8]. 但是基于几何 K -中心问题的网关部署方式是在全局范围内寻找最优部署方案, 比基于节点 K -中心的部署方式适应性更强, 能够从一般意义上解决该问题. 针对无线网络的网关部署问题, 文献[9]结合单位圆盘理论^[10-11]提出了最大公共覆盖的概念, 以求解基于几何 K -中心的网关部署问题, 并给出了相关理论分析和证明; 文献[12-14]分别利用单位圆盘的性质来对一般图节点进行分组和处理. 文献[15]提出了一种利用二进制整数规划来解决网络最大覆盖和网络连接性问题, 在提前给定的可选位置进行网关部署选择. 上述对 K -中心问题的研究主要集中在图论方面的理论研究和数学证明, 没有针对具体问题进行实践验证, 特别是在无线 Mesh 网络拓扑特性的网关部署问题上, 没有适应性较强的解决方案.

粒子群优化算法 (PSO) 是一种经典的智能优化算法, 简单易实现, 不需要梯度信息且参数较少, 其实数编码的特点适合处理连续优化等问题. 为改善粒子群算法的优化效果, 众多学者提出了许多算法改进策略, 其中包括: 惯性权重的改进策略、异步时变的学习因子、带收缩因子 PSO 算法和邻域拓扑结构^[16-18]等. 本文首次提出利用改进的粒子群算法解决几何 K -中心的无线网关部署问题, 并针对具体问题对 PSO 算法中学习因子、邻域搜索新和适值函数等方面作了新的尝试和探索.

2 无线 Mesh 网络 AP 及网关部署模型

智慧城市的基础无线 Mesh 通信网络对应着一个复杂的网络拓扑图, 该拓扑图可以用 $G(V, E)$ 表示, 网络的所有客户端节点构成的点集定义为 $V(G)$. 当任意节点 v_i 和 v_j 间的距离小于客户端通信半径 r 时, 即 $\text{dist}(v_i, v_j) < r$, 两节点为邻接节点. 定义 $e(v_i, v_j) \in E(G)$ 为无向边且权重为 1, 称为邻接节点之间的一跳连接, $E(G)$ 定义为网络图所有边的集合:

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, & e(v_i, v_j) \in E(G); \\ 0, & e(v_i, v_j) \notin E(G). \end{cases} \quad (1)$$

普通 AP 节点的选取主要根据城市中各区域的人流量、客户端访问量、数据流量和人口统计分析等

指标来确定. 因为 AP 是提供终端接入服务的, 所以其部署位置应尽可能靠近城市的热点地区, 就是人口密集区域, 使居民可以随时访问网络. 实际中会遇到体育比赛、极端天气等会导致人口密度和流量信息的突然增加的情况, 此时可以根据需要, 临时在该区域部署一些热点, 并且增加一些网关节点以应对相应的情况. 由于城市无线访问节点部署位置的选取受到实际人口密度和地理位置等复杂因素影响, 不是本文研究的核心问题. 为此, 下面假设 AP 节点的构成是一个随机网络.

通常情况下, 无线网络需要设置网关为客户端节点提供服务, 客户端节点会选择距离其最近的网关作为其服务网关. 假设在规模为 n 的网络 G 中设置 K 个网关节点, G 的邻接矩阵为 $A = (e_{ij})_{n \times n}$, 最短距离矩阵为 $D = (d_{ij})_{n \times n}$, d_{ij} 表示节点从 v_i 路由到 v_j 所需的最小跳数, 最短距离矩阵可由 Floyd 算法求得. 节点 v_i 选择网关 u_j 作为其服务网关, 则必满足式(2):

$$d(v_i, u_j) \leq d(v_i, u_l), \quad j, l \leq K, l \neq j. \quad (2)$$

此时称 v_i 包含在网关 u_j 的服务集 U_j 中, 即 $v_i \in U_j$. u_j 与服务集 U_j 中节点间的最大距离为 $\max_{v_i \in U_j} (d(u_j, v_i))$, 称为网关 u_j 的覆盖半径. 所有网关节点中的最大覆盖半径 $\max_{1 \leq j \leq K} \max_{v_i \in U_j} (d(u_j, v_i))$ 称为网关集 $\{u_i\}_K$ 的覆盖半径, 也称为 AP 节点到网关集的路径长度.

网关集的覆盖半径是网关部署的重要评价指标, 覆盖半径越小通信质量越高. 在无线 Mesh 网络中, AP 与网关之间跳数每增加 1 跳, 网络延时就会相应增加, 服务质量会随之下降. 因此, 无线 Mesh 网络网关部署的优化目标为网关集的覆盖半径最小, 即路径长度最小, 其模型为式(3):

$$\begin{aligned} \min \quad & \max_{1 \leq j \leq K} \max_{v_i \in U_j} (d(u_j, v_i)), \\ \text{s. t.} \quad & \{u_j\}_K \subset \mathbb{R}^2, \end{aligned} \quad (3)$$

其中, \mathbb{R}^2 为图 G 所在的二维平面.

3 无线 Mesh 网络网关部署与几何 K -中心问题

按照部署位置划分, 网关部署有两种方案: 网关部署在客户端节点, 或者部署在平面 \mathbb{R} 内任意的坐标位置. 部署在客户端节点的方案简便易行, 目前已有成熟可行的方法. 网关部署在平面内任意坐标位置的方案更具有灵活性, 可以获得全局最优解,

但是求解相对困难. 以图 2 为例, 在 6 个节点的环形网络中, 按照在节点方案部署网关节点, 其覆盖半径为 3, 而按照平面内任意位置部署方案, 将网关节点设置在环形网络的几何中心, 覆盖半径可以减少到 1.

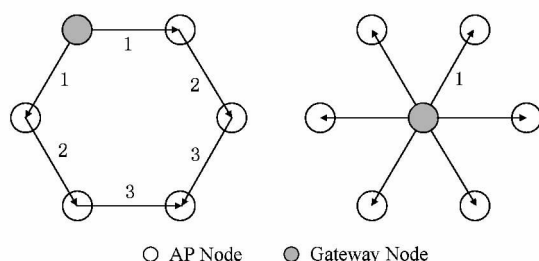


Fig. 2 6 nodes network for gateway deploying.

图 2 6 个节点网络网关部署示意图

以图 3 为例, 在为 8 个节点的网络中部署 2 个网关, 在现有网络节点之外, 添加节点 9 作为网关会使覆盖半径由原来的 2 跳降低为 1 跳.

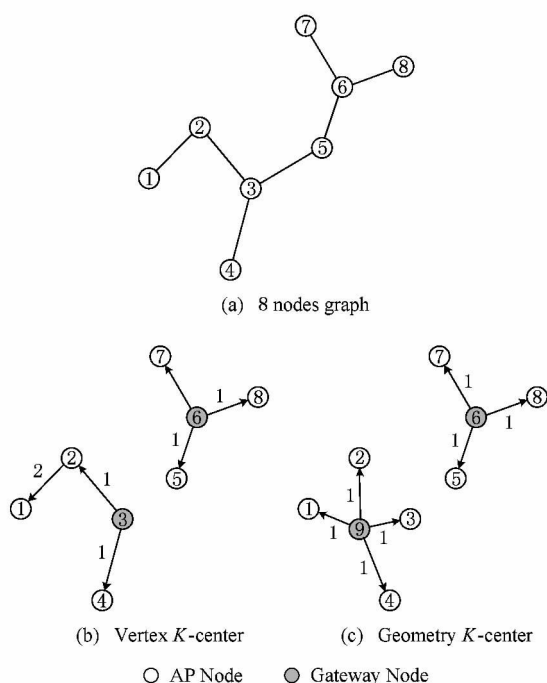


Fig. 3 8 nodes network for gateway deploying.

图 3 8 个节点网络网关部署示意图

对比可知, 无线 Mesh 网络几何 K -中心问题更具普遍性. 在平面任意位置中添加网关节点会增大拓扑网络的连通性, 缩减客户端节点的路由距离, 从而降低网关集的覆盖半径. 因此, 该部署方案具有更多可能性, 因此几何 K -中心问题的求解难度和复杂度也更大.

以 K -means 算法为例, 其求解过程如图 4 所示, 算法初始化网关节点是节点 1 和节点 4, 算法迭

代 3 步后收敛.

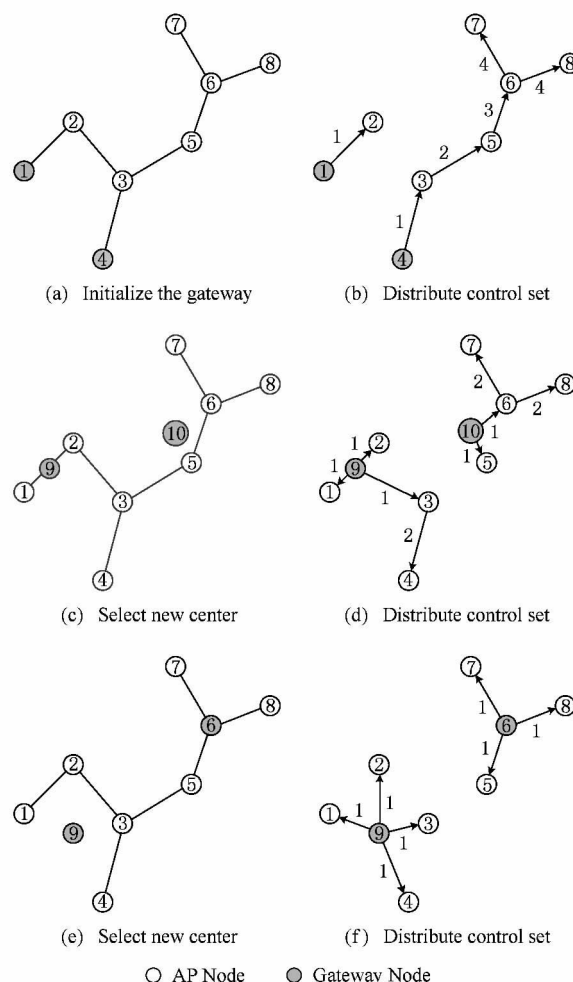


Fig. 4 K -means for the geometry K -center problem.

图 4 K -means 算法求解几何 K -中心问题

K -means 算法是串行搜索算法, 单个粒子难以产生群体粒子中的竞争和学习机制, 严重依赖初始解, 广域搜索能力弱化, 易陷入局部最优值. 几何 K -中心问题是一个 NP 难问题, 智能优化算法对这类问题的求解效果较好. 近年来, PSO 算法成为国际上智能优化领域的研究热点, 对于解决几何 K -中心问题, PSO 算法优于 K -means 算法, 理论上只要有足够的迭代次数和完善的扰动机制, PSO 算法的粒子可以降落在平面内的任意位置, 易获得全局最优解. 本文主要研究利用改进的粒子群算法解决基于几何 K -中心的无线 Mesh 网络网关部署问题.

4 基于自适应粒子群优化算法的几何 K -中心问题

粒子群算法是一个并行算法, 能够模拟粒子群体在解空间中搜索极值的各种飞行状态.

一个由 $PopSize$ 个粒子组成的粒子群, 在 m 维的空间内飞行搜索极值, 第 i 个粒子的位置表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$. 在几何 K -中心问题的求解过程中, 每个粒子代表一组解, 即 x_i 代表 K 个网关节点在平面 R 的部署位置, 分别为 $(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_j, b_j), \dots, (a_K, b_K)$, 其中 $a_j = x_{2j-1}; b_j = x_{2j}; m = 2K$.

粒子根据飞行历史中记录的优秀位置, 不断修正飞行速度, 改变自身位置, 从而搜索得到更加优秀的解. 第 i 个粒子的飞行速度为 $s_i = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{im})$, 该粒子飞行历史中的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$, 整个粒子群在飞行历史中的最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gm})$. 本文针对无线 Mesh 网络网关几何 K -中心部署具体问题, 提出了一种自适应的粒子群优化 (adaptive PSO, APSO) 算法.

4.1 APSO 算法的动力学方程和邻域搜索

粒子在飞行单位时间 t 之后, 要根据自己的历史纪录改变自己的飞行速度 (速率和方向). 粒子飞行速度受到 3 个方面因素的影响: 惯性因素、自我学习因素和社会学习因素.

1) 惯性因素

粒子在时刻 t 改变飞行方向和速率时, 会受到其在第 $t-1$ 到 t 时段内飞行速度的惯性影响. 为了解决几何 K -中心这一动态优化问题, 我们设计改进的自适应粒子群算法, 使用随机化惯性权重, 即惯性权重随机变动, $\omega = 0.5 + \frac{rand}{2}$, 其中, $rand$ 是 $0 \sim 1$ 之间的随机数, 惯性权重在 $0.5 \sim 1$ 之间随机变动.

2) 自我学习因素和社会学习因素

粒子在飞行过程中总会趋向于自己的历史最好位置, 此种行为称为自我学习, 自我学习能力的大小取决于自我学习因子 c_1 . 自我学习因素对粒子速度影响的公式为 $c_1 \times \xi \times (p_i - x_i)$, 其中 ξ 为 $[0, 1]$ 区间内平均分布的伪随机数, 可避免粒子过早收敛, 增加粒子群广域搜索能力. 在粒子群中, 粒子飞行速度不但受到自身因素的影响, 也受到群体间的影响. 粒子在飞行过程中趋向于群体的历史最好位置, 此称之为社会学习, 其影响粒子速度的公式为 $c_2 \times \eta \times (p_g - x_i)$, c_2 为社会学习因子, η 同 ξ . 每单位时间后粒子要更新自己的历史最优位置 p_i , 同时粒子群也要更新其最优历史位置 p_g .

3) 自适应参数

APSO 算法在前期注重广域搜索能力, 防止过早收敛, 后期注重局部搜索能力, 加快寻优速度. 自

我学习因子随迭代次数线性递减, 社会学习因子随迭代次数线性递增, 实现方法如式 (4):

$$\begin{aligned} c_1 &= c_{1int} + (c_{1end} - c_{1int}) \times \frac{ith}{maxgen}; \\ c_2 &= c_{2int} + (c_{2end} - c_{2int}) \times \frac{ith}{maxgen}; \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $c_{1int}, c_{1end}, c_{2int}, c_{2end}$ 分别是 c_1 和 c_2 的初始值和终止值, ith 是当前的迭代次数, $maxgen$ 是最大迭代次数. 经典的粒子群算法认为, 当 $c_{1int} = 2.5, c_{1end} = 0.5, c_{2int} = 0.5, c_{2end} = 2.5$ 时, 异步时变学习因子对大多数问题优化效果较好. 通过大量的仿真实验发现, 当 $c_{1int} = 3.5, c_{1end} = 1.5, c_{2int} = 0.6, c_{2end} = 2.6$ 时, 异步时变学习因子对无线 Mesh 网络的几何 K -中心问题具有良好的优化效果.

4) 邻域搜索

粒子在飞行过程中通过不断改变速度来搜索最优位置. 其中第 i 个粒子在时刻 t , 速度改变如式 (5), 位置改变如式 (6).

$$s_i^{t+1} = \omega s_i^t + c_1 \xi (p_i - x_i^t) + c_2 \eta (p_g - x_i^t), \quad (5)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + s_i^{t+1}. \quad (6)$$

为防止粒子群算法过早收敛于局优, 可在 APSO 算法中添加邻域搜索策略. 即粒子改变速度的动力学如式 (7):

$$s_i^{t+1} = \omega s_i^t + c_1 \xi (p_i - x_i^t) + c_2 \eta (p_{g_i} - x_i^t). \quad (7)$$

在式 (5) 中粒子群的历史最优位置 p_g 被 p_{g_i} 替代得到式 (7), 其中 p_{g_i} 是第 i 个粒子的邻域集 $Neibor_i$ 在飞行历史中的最优位置. $Neibor_i$ 是距离第 i 个粒子最近的 T 个粒子组成的集合.

如果将历史上的优秀位置譬如 p_i 和 p_g , 视作引导粒子群体进化的关键信息, 则粒子群的进化过程就是一个信息在粒子群组成的社会网络中传播的过程. 式 (5) 表达的粒子群网络是一个全连通网络, 粒子群中的信息如 p_i 可以迅速传播至每一个粒子, 被粒子学习, 从而引导粒子飞行. 而在邻域搜索策略中, 信息的传播受到阻隔, 例如 p_i 被局域信息 p_{g_i} 替代, 无法及时被每一个粒子学习和参考. 信息的阻隔和滞后造成粒子种群的多样化, 因此邻域搜索策略可以防止算法过早收敛.

T 的大小随种群规模 $PopSize$ 变动, T 与 $PopSize$ 的比值越小, 粒子群中信息交互的速度越慢, 算法的收敛速率降低, 有利于防止算法陷入局优.

4.2 APSO 算法适应函数设计

适应函数反映了粒子的优秀程度, 在无线 Mesh

网络的几何 K -中心问题中,覆盖半径越小的粒子越优秀,适值函数为粒子的覆盖半径.由粒子的编码方式可知,粒子就是 K 个中心点的坐标位置,由于粒子在飞行过程中可以降落到平面上任意点,计算粒子到客户端节点的跳数距离比较困难,可以采用下面的计算方法进行.

粒子的第 k 个网关的位置 $o_k = (a_k, b_k)$, $k=1, 2, \dots, K$, 距离中心 o_k 距离小于通信半径 r 的客户端节点组成的集合称为中心点的邻接集 ADJ_k , 节点 v_i 到 ADJ_k 的距离 $d(v_i, ADJ_k) = \min_{v_j \in ADJ_k} (d(v_i, v_j))$, 到 o_k 的距离 $d(v_i, o_k) = \min_{v_j \in ADJ_k} (d(v_i, v_j)) + 1$. 粒子 (o_1, o_2, \dots, o_K) 的覆盖半径即该粒子的适值为 $R = \max_{1 \leq i \leq n} \min_{1 \leq k \leq K} (v_i, ADJ_k) + 1$.

4.3 求解网关部署位置的 APSO 算法实现

APSO 算法在初始阶段随机产生粒子群体,初始化的粒子为随机选取的 K 个客户端节点坐标组成的行向量,每个粒子的覆盖半径作为粒子的适值,并记录粒子群的最大适值.根据式(6)和式(7)改变初始粒子群的位置后,粒子所代表的 K 个网关节点和现有的客户端节点的坐标位置重合概率几乎为 0.自第 1 次迭代以后粒子的飞行位置不固定,粒子适值按照所设计的适值函数方法来进行计算.粒子在每一次迭代后都要计算适应值,查找粒子邻域,更新最优适值记录,改变粒子飞行速度和改变粒子位置,当算法迭代固定次数或粒子适值收敛时算法结束.求解无线 Mesh 网络网关部署问题的算法自适应粒子群算法描述为:

1) 在网络图有效区域内,随机产生规模为 $PopSize$ 的粒子群,包括粒子的位置 x_i 和速度 s_i ,确定最大速度 V_{max} 和惯性权重 ω 、学习因子 c_1 与 c_2 的计算方式;

2) 计算每个粒子的覆盖半径 R ,作为适值.粒子的编码代表 K 个网关的实际坐标位置,其覆盖半径的计算方法见覆盖半径的定义;

3) 若有更好的值,则更新每个粒子的历史最优值 p_i 和粒子群的历史最优适应值 p_g ;

4) 根据式(6)和式(7)更新粒子的速度和位置;

5) 判断是否达到算法终止条件,否则转 2).算法终止条件设定为算法迭代达到固定次数或粒子的适值收敛;

6) 输出粒子群算法求解得到的最优网关部署方案,包括网关的位置和管辖的客户节点情况.

5 仿真分析

本文实验平台是 Matlab,在内存 2 GB,CPU 主频为 1.86 GHz 的计算机上运行,分别采用规模为 50,200,500,1 000 节点的随机网络图进行仿真,网络图为连通图,网络中节点最大节点度数为 6,最小为 1.网关的部署个数分别为 3,5,8.分别使用 K -means 算法、GA 算法和自适应粒子群算法对各个仿真对象进行 100 次独立实验,以最小网络跳数为优化目标,并记录历次实验路径长度的最优值、最劣值、平均值、标准差和运行时间.

5.1 AP 节点随机网络图

图 5~8 分别是规模为 50,200,500,1 000 节点的 4 张随机网络图,随机图对应实际网络中根据区域人流量和人口统计生成的普通 AP 点集.规定图节点的最大度为 6,最小度为 1,每个节点平均度为 2~3,并且为连通图.4 张图的规模跨度大,是检验算法较为理想的数据集.本文用此数据集分别测试 APSO,GA, K -means 这 3 种算法优化效果.

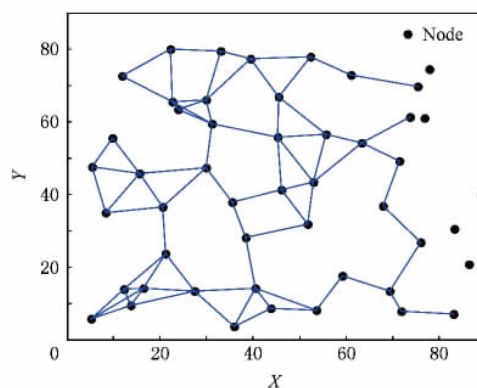


Fig. 5 The random graph for 50 nodes.

图 5 50 个节点规模随机图

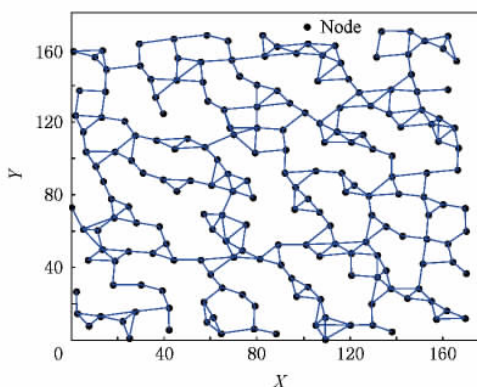


Fig. 6 The random graph for 200 nodes.

图 6 200 个节点规模随机图

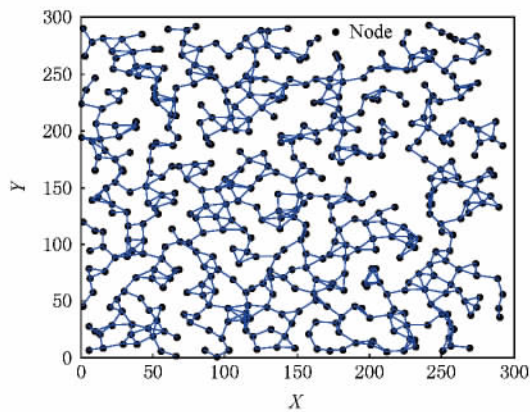


Fig. 7 The random graph for 500 nodes.

图 7 500 个节点规模随机图

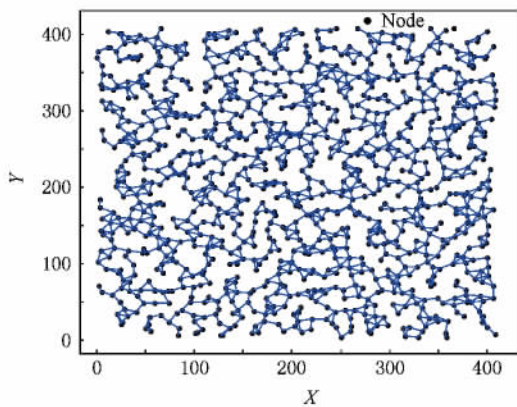


Fig. 8 The random graph for 1000 nodes.

图 8 1000 个节点规模随机图

5.2 3 种算法对中小规模网络图的优化效果

表 1 给出了 3 种算法对 50 和 200 个节点的小规模随机图设置 5 个网关时独立运算 100 次的统计结果,由表 1 可知,APSO 算法的优化效果的最小值、最劣值和平均值均优于 GA 和 K-means 算法.

Table 1 The Optimization of Three Algorithms for Different Scale Network

表 1 3 种算法对中小规模随机图的覆盖半径优化结果

Node Scale	Algorithm	Best Value	Worst Value	Average Value	STDEV
50 Nodes	APSO	2	3	2.94	0.33
	GA	3	3	3	0
	K-means	2	5	3.13	0.53
200 Nodes	APSO	6	8	6.90	0.48
	GA	7	9	8.25	0.56
	K-means	6	13	8.74	1.81

APSO 算法的标准差较小,稳定性较强.其中 3 种算法的覆盖半径优化结果如表 1 所示,3 种算法的优化效果如图 9~14 所示,图中不同形状节点分别代表不同的分组,黑色圆点代表网关节点.

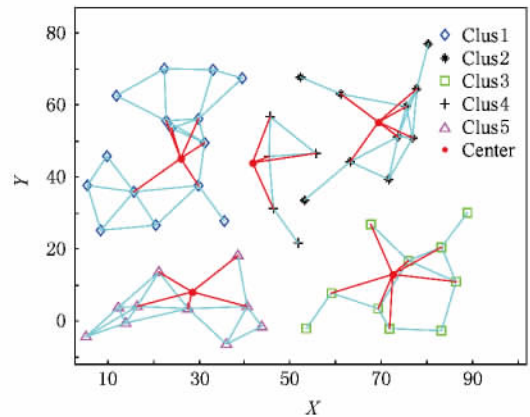


Fig. 9 The optimization effect of APSO (50 nodes).

图 9 APSO 算法优化效果(50 节点)

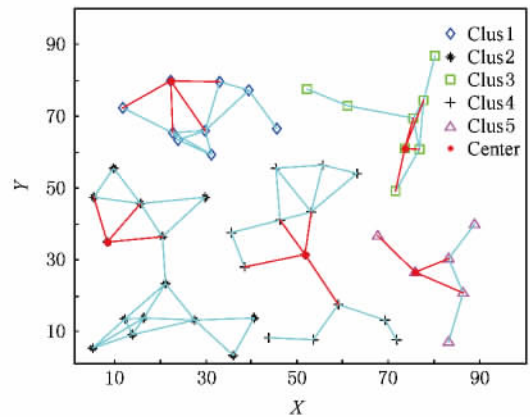


Fig. 10 The optimization effect of GA (50 nodes).

图 10 GA 算法优化效果(50 节点)

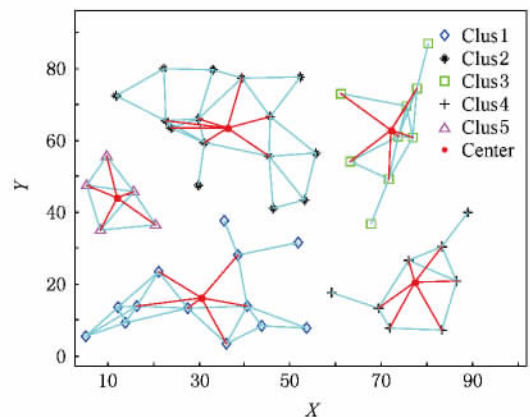


Fig. 11 The optimization effect of K-means (50 nodes).

图 11 K-means 算法优化效果(50 节点)

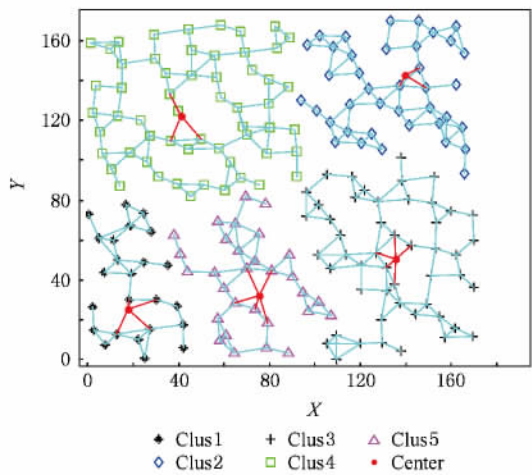


Fig. 12 The optimization effect of APSO (200 nodes).
图 12 APSO 算法优化效果(200 节点)

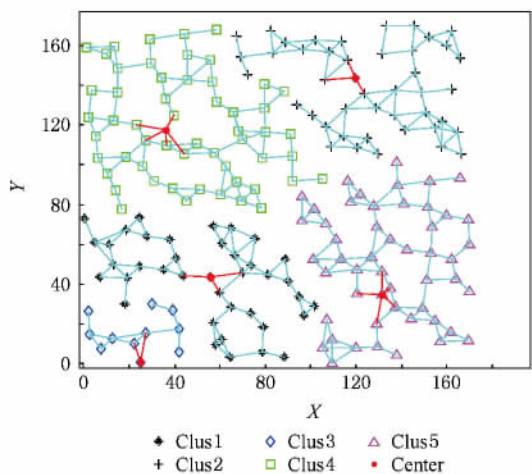


Fig. 13 The optimization effect of GA (200 nodes).
图 13 GA 算法优化效果(200 节点)

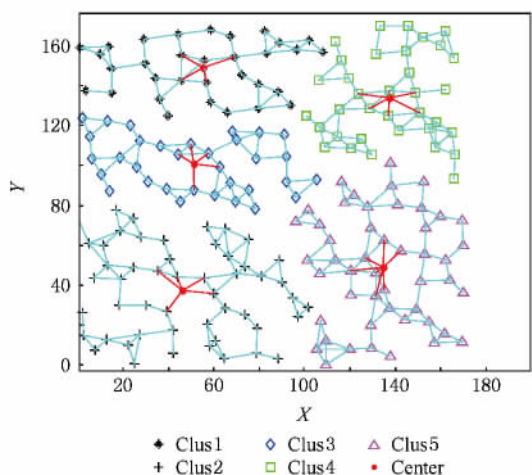


Fig. 14 The optimization effect of K-means (200 nodes).
图 14 K-means 算法优化效果(200 节点)

5.3 3 种算法对大规模随机图优化效果
表 2 给出了 3 种算法对 500 和 1000 节点的大

规模随机图设置 5 个网关时,独立运算 100 次的统计结果.由表 2 结果可知,APSO 算法最优值、最劣值、平均值和标准差均优于 GA 和 K-means 算法,3 种算法的优化效果如图 15~20 所示,图中不同形状节点分别代表不同的分组,黑色圆点代表网关节点.

Table 2 The Optimization of Three Algorithms for Large Scale Network

表 2 3 种算法对大规模随机图的覆盖半径优化结果

Node Scale	Algorithm	Best Value	Worst Value	Average Value	STDEV
50 Nodes	APSO	12	16	13.76	0.75
	GA	14	18	16.06	0.74
	K-means	14	20	18.17	1.71
1000 Nodes	APSO	15	18	16.71	0.59
	GA	17	22	19.82	1.06
	K-means	18	29	20.29	1.77

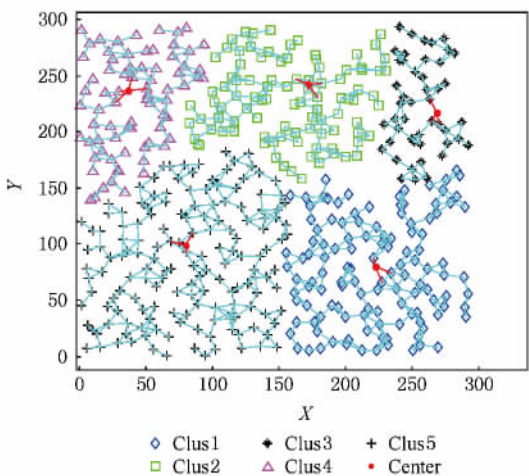


Fig. 15 The optimization of APSO (500 nodes).
图 15 APSO 算法优化效果(500 节点)

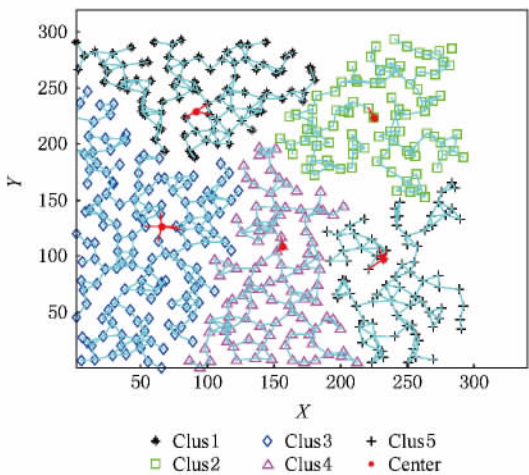


Fig. 16 The optimization of GA (500 nodes).
图 16 GA 算法优化效果(500 节点)

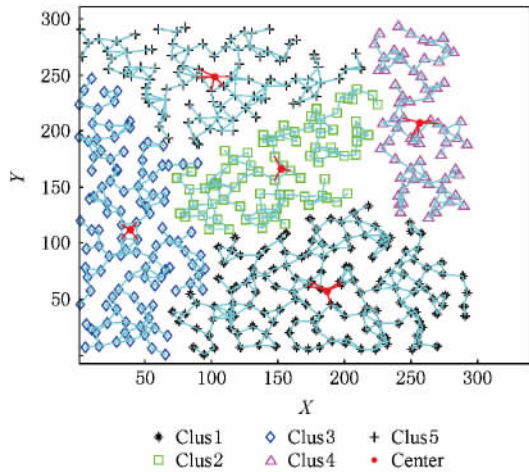


Fig. 17 The optimization of K-means (500 nodes).

图 17 K-means 算法优化效果(500 节点)

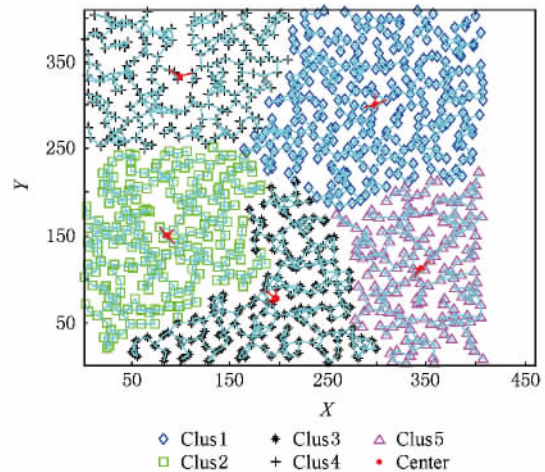


Fig. 20 The optimization of K-means (1000 nodes).

图 20 K-means 算法优化效果(1000 节点)

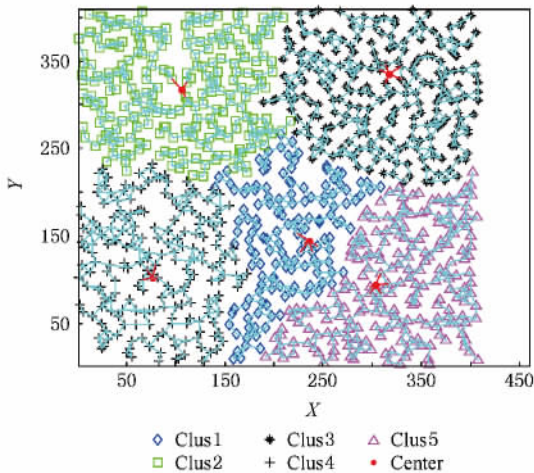


Fig. 18 The optimization of APSO (1000 nodes).

图 18 APSO 算法优化效果(1000 节点)

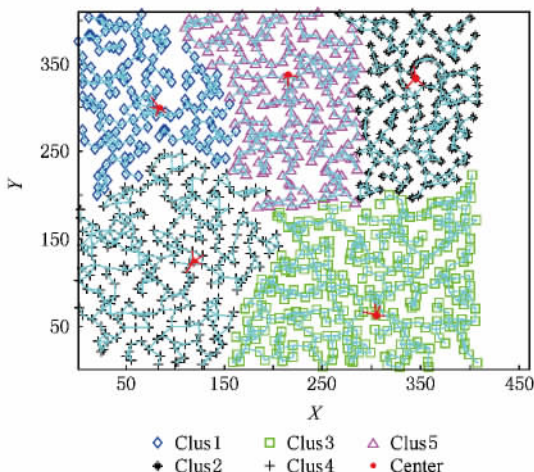


Fig. 19 The optimization of GA (1000 nodes).

图 19 GA 算法优化效果(1000 节点)

通过分析得知:K-means 和 APSO 算法求解得到网关的部署位置都是随机图的几何中心,而 GA 算法受其初始解和遗传算子的影响,其部署的网关位置一部分属于随机图的节点中心. K-means 算法和 APSO 算法优化的最优值等参数优于 GA 算法,也说明了几何 K-中心问题的覆盖半径小于节点 K-中心的覆盖半径.

APSO 算法和 GA 算法为并行算法,种群中的个体可以在种群中相互协作和竞争,因此算法稳定性强.而 K-means 算法是串行搜索算法,算法收敛状态受初值影响较大,极易陷入局部最优值.在 100 次独立运算过程中各个算法的初始解均为随机产生,K-means 算法的优化结果较为分散,标准差大,稳定性较差.

5.4 3 种算法在不同网关数目下的优化效果

表 3 给出了 3 种算法在 200 节点规模的网络图中,不同网关数目的条件下独立运算 100 次的统计

Table 3 The Comparison of Coverage Radius of Three Algorithms in Different Gateways

表 3 3 种算法在不同网关数目下的覆盖半径结果

Gateway Scale	Algorithm	Best Value	Worst Value	Average Value	STDEV
3	APSO	9	10	9.4	0.52
	GA	10	11	10.02	0.42
	K-means	11	12	11.43	0.48
5	APSO	6	8	6.90	0.48
	GA	7	9	8.25	0.56
	K-means	6	13	8.74	1.81
8	APSO	6	6	6	0
	GA	6	7	6.2	0.42
	K-means	6	9	7	0.82

结果.由表 3 可知,APSO 算法在各个参数上都优于 GA 算法和 K -means 算法,说明 APSO 算法优化效果好,且性能稳定,适合解决无线 Mesh 网络网关部署的几何 K -中心问题.

5.5 3 种算法的收敛性质分析

图 21~24 给出了 K -means,GA,APSO 这 3 种算法在求解 4 种不同规模的无线 Mesh 网络的几何 K -中心问题时,覆盖半径随迭代次数的收敛变化曲线对比情况.

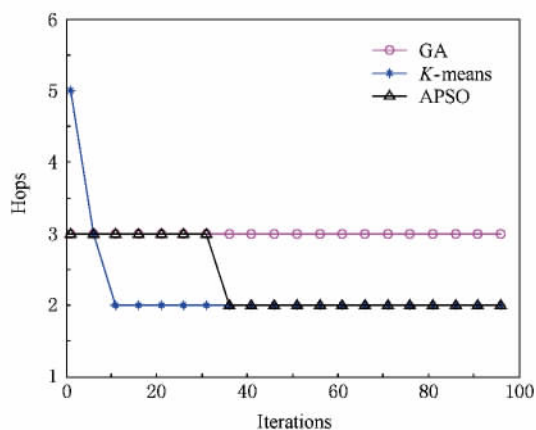


Fig. 21 The comparison of convergence trajectory (50 nodes).

图 21 3 种算法收敛轨迹(50 节点)

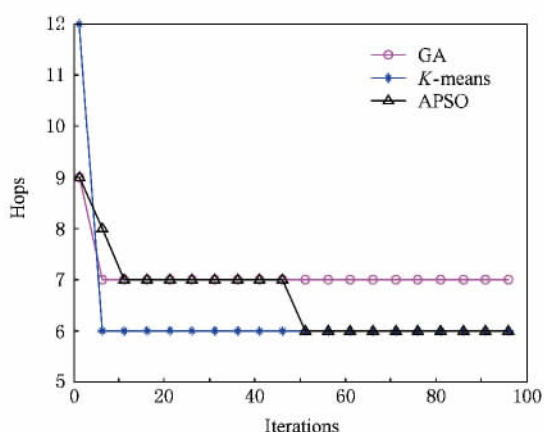


Fig. 22 The comparison of convergence trajectory (200 nodes).

图 22 3 种算法收敛轨迹(200 节点)

在收敛性方面,APSO 算法优于 K -means 算法,而 K -means 算法优于 GA 算法,当数据规模变大时此现象愈加明显,在 50 和 200 个节点规模的随机图中,APSO 算法和 K -means 算法收敛状态一致,且优于 GA 算法;当网络节点规模扩大到 500 和 1000 时,APSO 算法的收敛状态均优于其他两种算

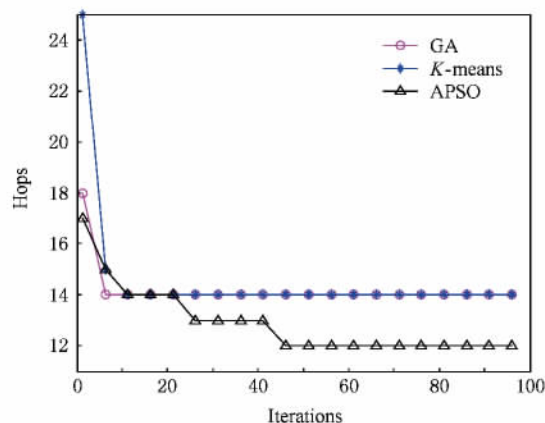


Fig. 23 The comparison of convergence trajectory (500 nodes).

图 23 3 种算法收敛轨迹(500 节点)

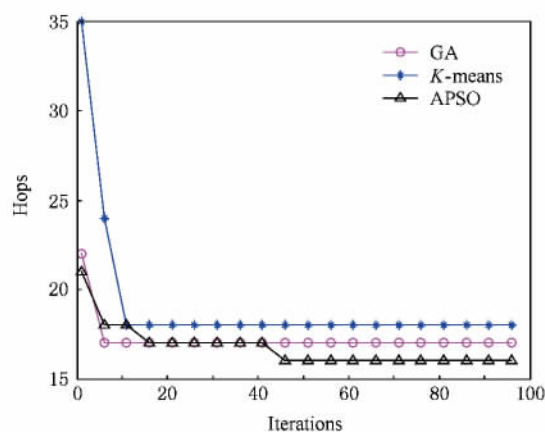


Fig. 24 The comparison of convergence trajectory (1000 nodes).

图 24 3 种算法收敛轨迹(1000 节点)

法.GA 算法和 APSO 算法是并行算法, K -means 算法为串行算法,GA 算法和 APSO 算法的随机初始解规模远大于 K -means 算法,因此其初始状态下的覆盖半径相似,并优于 K -means 算法.

6 结 论

本文立足解决智慧城市中无线网络基础设施节点部署和优化问题,提出基于人流密度统计的 AP 节点部署方法,并首次提出利用改进的粒子群算法求解无线 Mesh 网络的网关部署问题.无线 Mesh 网络中 AP 到网关的跳数对网络服务质量产生极大影响,本文的研究主要希望通过降低每个 AP 节点到最近网关之间的路径长度,以减少网络延时,提高网络平均服务质量.在问题求解过程中,我们将网关

部署问题抽象为几何 K -中心问题,以最小路径长度为优化目标,并针对该问题设计了 APSO 算法,为求解类似问题提供了一种新的思路和可行的方法. 目前我们第 1 次提出这样的解决方案,所以该方法具有算法上的新颖性. 与 GA 算法和 K -means 算法相比,本文所提的 APSO 算法在收敛性和优化效果方面均比较优异,具有较好的应用价值. 本文的研究对于智慧城市无线基础设施部署和节点选址具有重要的指导意义和应用价值,也对类似性质的问题提供了一种新的解决思路.

参 考 文 献

- [1] Li Deren, Yao Yuan, Shao Zhenfeng. The concept, supporting technologies and applications of smart city [J]. Journal of Engineering Studies, 2012, 4(4): 313-323 (in Chinese)
(李德仁, 姚远, 邵振峰. 智慧城市的概念、支撑技术及应用 [J]. 工程研究—跨学科视野中的工程, 2012, 4(4): 313-323)
- [2] Yuan Yuanming. Key technologies for smart city information system [D]. Wuhan: Wuhan University, 2012 (in Chinese)
(袁远明. 智慧城市信息系统关键技术研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2012)
- [3] Yang Tangtang. The solution and methods for the construction of smart city from the digital city [J]. Geomatics World, 2013, 2(1): 63-67 (in Chinese)
(杨堂堂. 从数字城市到智慧城市的建设思路与技术方法研究 [J]. 地理信息世界, 2013, 2(1): 63-67)
- [4] Zhang Yan, Luo Jijun, Hu Honglin. Wireless Mesh Networking: Architectures, Protocols and Standards [M]. New York: Auerbach Publications, 2008
- [5] Zhu Jinkang. Wireless mesh technology and networks [J]. ZTE Technology Journal, 2008, 14(20): 1-7 (in Chinese)
(朱近康. 无线 Mesh 技术和网络 [J]. 中兴通讯技术, 2008, 14(20): 1-7)
- [6] Aoun B, Boutaba R, Iraqi Y. Gateway placement optimization in WMN with QoS constraints [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(11): 2127-2136
- [7] Li Fan, Wang Yu. Gateway placement for throughput optimization in wireless Mesh networks [J]. Mobile Networks and Applications, 2008, 13(1/2): 198-211
- [8] Seyedzadegan M, Othmanet M, Mohd B A, et al. Zero-Degree algorithm for Internet GateWay placement in backbone wireless mesh networks [J/OL]. Journal of Network and Computer Applications, (2013-02-03) [2013-07-20]. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jnca.2013.02.03>
- [9] Durocher S, Jampani K R, Lubiw A, et al. Modeling gateway placement in wireless networks: Geometric k -centres of unit disc graphs [J]. Computational Geometry, 2011, 44(5): 286-302
- [10] Clark B, Colbourn C, Johnson D. Unit disk graphs [J]. Discrete Mathematics, 1991, 86(1/2/3): 165-177
- [11] Breu H, Kirkpatrick D. Unit disk graph recognition is NP-hard [J]. Computational Geometry: Theory and Applications, 1998, 9(1/2): 3-24
- [11] Wu Weili, Du Hongwei, Jia Xiaohua, et al. Minimum connected dominating sets and maximal independent sets in unit disk graphs [J]. Theoretical Computer Science, 2006, 352(1/2/3): 1-7
- [13] Dai Fei, Wu Jie. On constructing k -connected k -dominating set in wireless ad hoc and sensor networks [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2006, 66(7): 947-958
- [14] Thai M T, Zhang Ning, Tiwari R. On approximation algorithms of k -connected m -dominating sets in disk graphs [J]. Theoretical Computer Science, 2007, 385(1/2/3): 49-59
- [15] Lee G, Murray A T. Maximal covering with network survivability requirements in wireless mesh networks [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2010, 34(1): 49-57
- [16] Eberhart R C, Shi Y H. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms [C] //Proc of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE, 2001: 94-100
- [17] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion stability and convergence in a multidimensional complex space [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73
- [18] Mends R, Kennedy J, Neves J. The fully informed particle swarm: simple, maybe better [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 204-210



Huang Shuqiang, born in 1977. PhD, advanced engineer. Senior member of China Computer Federation. His current research interests include wireless mesh networks and mobile internet.



Wang Gaocai, born in 1976. PhD, professor and PhD supervisor. Senior member of China Computer Federation. His current research interests include system performance evaluation and stochastic methods.

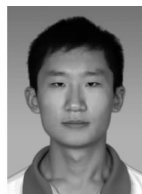


Shan Zhiguang, born in 1974. Professor of the Informatization Research Department at State Information Center, China. Senior member of China Computer Federation.

His main research interests include computer networks, strategic planning and top design of informatization, e-government, and Smart City.



Deng Yuhui, born in 1974. PhD, professor and PhD supervisor. His current research interests include green computing, data storage and computer architecture.



Li Yang, born in 1989. Master. His current main research interests include mathematical modeling and intelligent algorithm.



Chen Qinglin, born in 1990. Master. His current main research interests include mathematical modeling and intelligent algorithm.

《计算机研究与发展》征订启事

《计算机研究与发展》(Journal of Computer Research and Development)是中国科学院计算技术研究所和中国计算机学会联合主办、科学出版社出版的学术性刊物,中国计算机学会会刊。主要刊登计算机科学技术领域高水平的学术论文、最新科研成果和重大应用成果。读者对象为从事计算机研究与开发的研究人员、工程技术人员、各大专院校计算机相关专业的师生以及高新企业研发人员等。

《计算机研究与发展》于1958年创刊,是我国第一个计算机刊物,现已成为我国计算机领域权威性的学术期刊之一。并历次被评为我国计算机类核心期刊,多次被评为“中国百种杰出学术期刊”。此外,还被《中国学术期刊文摘》、《中国科学引文索引》、“中国科学引文数据库”、“中国科技论文统计源数据库”、美国工程索引(EI)检索系统、日本《科学技术文献速报》、俄罗斯《文摘杂志》、英国《科学文摘》(SA)等国内外重要检索机构收录。

国内邮发代号:2-654;国外发行代号:M603

国内统一连续出版物号:CN11-1777/TP

国际标准连续出版物号:ISSN1000-1239

联系方式:

100190 北京中关村科学院南路6号《计算机研究与发展》编辑部

电话: +86(10)62620696(兼传真); +86(10)62600350

Email: crad@ict.ac.cn

http://crad.ict.ac.cn