

## 一种面向移动边缘计算的无人机基站部署方法

刘芳正, 马博闻, 吕博枫, 黄霁崑

引用本文

刘芳正, 马博闻, 吕博枫, 黄霁崑. 一种面向移动边缘计算的无人机基站部署方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 220200089-7.

LIU Fang-zheng, MA Bo-wen, LYU Bo-feng, HUANG Ji-wei. UAV Base Station Deployment Method for Mobile Edge Computing [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 220200089-7.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于FWA-PSO-MSVM的船舶区域配电电力系统故障诊断](#)

Fault Diagnosis of Shipboard Zonal Distribution Power System Based on FWA-PSO-MSVM  
计算机科学, 2022, 49(11A): 210800209-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800209>

[自动化软件重构质量目标与非质量目标有效性研究](#)

Study on Effectiveness of Quality Objectives and Non-quality Objectives for Automated Software Refactoring  
计算机科学, 2022, 49(11): 55-64. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300058>

[基于最大相关熵的KPCA异常检测方法](#)

KPCA Based Novelty Detection Method Using Maximum Correntropy Criterion  
计算机科学, 2022, 49(8): 267-272. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700175>

[Grassberger熵随机森林在窃电行为检测的应用](#)

Application of Grassberger Entropy Random Forest to Power-stealing Behavior Detection  
计算机科学, 2022, 49(6A): 790-794. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800032>

[一种基于切比雪夫距离的隐式偏好多目标进化算法](#)

Hidden Preference-based Multi-objective Evolutionary Algorithm Based on Chebyshev Distance  
计算机科学, 2022, 49(6): 297-304. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500095>

# 一种面向移动边缘计算的无人机基站部署方法

刘芳正 马博闻 吕博枫 黄霁崑

中国石油大学(北京)石油数据挖掘北京市重点实验室 北京 102249

(2019310704@student.cup.edu.cn)

**摘要** 在移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)中,本地设备可以将任务卸载到边缘服务器执行,以此来提高服务质量(Quality of Service, QoS)。但在受灾地区或遇到紧急情况时,地面固定的基站可能会出现大面积瘫痪,为了应急通信,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)支持的移动边缘计算系统应运而生。作为新兴的应急通信手段,无人机可以携带边缘服务器,地面用户设备可以将其计算任务卸载给无人机执行,但在多用户网络中部署多个无人机基站是具有挑战性的。为此,重点研究无人机基站的战略部署问题,将该问题建模为多目标优化问题,旨在平衡无人机基站之间的工作负载,最小化地面用户和无人机基站之间的访问延迟。与单目标优化问题相比,多目标之间相互作用并且解不唯一,给模型求解带来了一定困难。为此,提出基于K-中心点(K-medoids)的帕累托边界搜索算法求解该问题,之后进一步提出利用主成分分析算法(Principal Component Analysis, PCA)从帕累托边界中寻找最合适解作为最终的无人机基站部署策略。实验使用真实的数据集,并与其他几种基线方法进行性能比较,验证了所提解决方案的有效性。

**关键词:** 无人机基站部署;多目标优化;K-中心点;帕累托边界;主成分分析

中图分类号 TP393

## UAV Base Station Deployment Method for Mobile Edge Computing

LIU Fang-zheng, MA Bo-wen, LYU Bo-feng and HUANG Ji-wei

Beijing Key Laboratory Petroleum Data Mining, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

**Abstract** In mobile edge computing (MEC), local devices can offload tasks to edge servers for execution to improve the quality of service (QoS). However, in disaster-stricken areas or in emergencies, ground-fixed base stations may be paralyzed on a large scale. For emergency communications, mobile edge computing systems supported by unmanned aerial vehicles (UAV) have emerged. As an emerging means of emergency communication, drones can carry edge servers, and ground user equipment can offload their computing tasks to the drones for execution. However, it is challenging to deploy multiple UAV base stations in a multi-user network. To this end, this paper focuses on the strategic deployment of UAV base stations, modeling the problem as a multi-objective optimization problem, which aims to balance the workload among UAV base stations and minimize the access delay between ground users and UAV base stations. Compared with single-objective optimization problems, multi-objectives interact with each other and the solutions are not unique, which brings certain difficulties to model solving. For this reason, this paper proposes a Pareto boundary search algorithm based on K-medoids to solve the problem, and then further proposes to use the principal component analysis algorithm (PCA) to find the most suitable solution from the Pareto boundary as the final deployment strategy for UAV base stations. The experiment in this paper uses real data sets and compares the performance with several other baseline methods to verify the effectiveness of the proposed solution.

**Keywords** UAV base station deployment, Multi-objective optimization, K-medoids, Pareto boundary, Principal component analysis

## 1 引言

移动边缘计算<sup>[1-3]</sup>通过将计算资源部署到边缘服务器来缩短端到端的访问延迟。然而,在某些特殊情况下,如地震、洪水、暴雨等自然灾害发生时,地面通信基站大面积瘫痪,为了保证紧急通信要求,通常需要部署替代方案。传统的应急通信车在道路损毁严重时无法进入,快速修复灾区基站十分困难,而且信号极不稳定。

近年来,无人机技术<sup>[4-6]</sup>的发展为快速恢复灾区通信提供了新的思路。在无人机支持的移动边缘计算系统中,无人机可以携带边缘服务器,地面用户设备可以将其计算任务卸载给无人机基站执行<sup>[7-8]</sup>。相比传统的地面基站,无人机基站不受复杂地形和地面情况的影响,部署方便,机动灵活。虽然无人机在通信方面有很多优点,但无人机基站可承载的计算资源有限,当面对多用户网络时,如何合理部署多个无人机基站,是面临的主要问题。

基金项目:北京市科技新星项目(Z201100006820082);国家自然科学基金(61972414);北京市自然科学基金(4202066)

This work was supported by the Beijing Nova Program of Science and Technology(Z201100006820082), National Natural Science Foundation of China(61972414), Beijing Natural Science Foundation(4202066).

通信作者:黄霁崑(huangjiw@cup.edu.cn)

无人机基站的部署主要存在以下挑战:1)无人机基站的部署位置会对用户的访问延迟产生影响,当无人机基站距离用户较远时,会增加网络时延,降低服务质量;2)无人机基站的部署不当会造成负载的严重不均衡,一些无人机基站负载过重,而另一些处于闲置状态。因此,需要选择合适的无人机基站部署策略,提高资源利用率。

现存的解决方法为了简化模型,通常将降低访问延迟和均衡工作负载作为两个独立的问题进行求解,没有全面考虑无人机基站部署问题。为此,本文将无人机基站部署问题建模为最小化访问延迟和均衡负载的多目标优化模型。与单目标相比,多目标之间相互作用并且解不唯一,给模型求解带来了一定困难<sup>[9]</sup>。本文期望设计一种高效的算法,使各个子目标在尽可能达到最优的情况下得到最优无人机部署方案。本文的主要贡献包括3个方面:

(1)将无人机基站部署问题建模为一个多目标优化问题,即最小化任意两个无人机基站之间的工作负载差异问题,以及最小化用户和无人机基站之间的访问延迟问题。

(2)提出了一种基于K-中心点(K-medoids)的帕累托边界搜索算法,用于求解无人机基站部署问题,并优化传统帕累托边界搜索算法的计算复杂度。由于搜索到的帕累托边界是一组相对较优的解的集合,本文进一步提出利用主成分分析技术(Principal Component Analysis, PCA)从帕累托边界中寻找最合适的解,并将其作为最终的无人机基站部署策略。

(3)本文实验基于澳大利亚墨尔本中央商务区(Central Business District, CBD)的基站和用户数据集。实验结果表明,本文方法的性能优于其他几种有代表性的基线方法。

## 2 相关工作

近年来,作为一种为地面受灾用户提供快速通信服务的解决方案<sup>[10-12]</sup>,无人机基站的部署问题成为了研究人员关注的焦点。它们通常可以分为以降低延迟为目标或优化负载为目标两类。文献[13]提出了一种分布式局部优化方法,以最小化无人机与用户的平均距离为目标,来提高无人机基站网络的性能。文献[14]旨在最小化无人机完成卸载任务所需的总时间,同时优化无人机的三维部署。文献[15]研究了在智能农场中部署多个无人机,考虑了数据处理的延迟。

不同于文献[13-15]以最小化延迟为目标部署无人机基站,文献[16]以均衡负载为目标,通过预测拥挤地区的用户数量,来确定预测地点的高峰时段,实现无人机基站的自主动态部署。为了平衡多个无人机之间的计算负载,文献[17]提出了一种基于差分进化的无人机部署策略和基于深度强化学习的无人机任务调度算法。文献[18]研究了无人机单独部署和固定基站两种情况下的无人机部署问题,将该问题建模为最小化无人机数量和最大化无人机之间的负载均衡问题,并提出了一种混合算法以逐步解决这个问题。上述研究虽然能初步解决无人机部署问题,但都将均衡负载或最小化延迟作为单独的目标进行优化,很少有研究人员同时关注这两个目标。为了弥补上述研究的不足,本文将无人机基站部署问题建模为一个多目标优化问题,旨在最小化任意两个无人机基站之间的工作负载差异,同时最小化用户和无人机基站之间的访问延迟。

此外,一些文献从用户分布的密度这一角度来考虑无人机基站部署问题,试图通过聚类等算法实现最大覆盖。文献[19]提出了一种基于圆封装理论的高效部署方法,该方法在每个无人机使用最小发射功率的情况下实现最大覆盖。文献[20]提出了一种基于密度感知的无人机基站部署方案。文献[21]使用K-均值(K-means)聚类方法将地面用户划分为K个子集,同一子集中的用户由一个无人机提供服务。文献[22]将基于K-means的遗传算法应用于聚类用户,并利用Q-learning算法获得多个无人机的最优部署策略,从而最大限度地提高无人机辅助无线网络的体验质量(Quality of Experience, QoE)。但上述方法只对单纯优化延迟或者优化负载有效。针对多目标优化模型,本文提出了一种基于K-medoids的帕累托边界搜索算法,并利用PCA技术从帕累托边界中确定一个Pareto最优解作为最终的无人机基站部署策略。

## 3 问题定义和方法设计

3.1节重点介绍了无人机基站部署问题的定义,将无人机基站部署问题形式化为多目标优化问题,建立了无人机基站部署问题的数学模型。3.2节提出了一种基于K-medoids的帕累托边界搜索算法来求解该模型,之后,进一步提出利用PCA技术从搜索到的帕累托最优解集中选择一个最合适的解作为最终的无人机基站部署策略。

### 3.1 问题定义

无人机作为空中基站对地面用户提供服务的典型场景如图1所示,当地面基站大面积瘫痪时,为了应急通信,可迅速部署多个无人机基站为用户提供满足需求的通信服务。多用户多无人机基站的部署问题主要存在以下挑战:由于无人机能力有限,无人机基站部署不当可能会导致无人机基站之间的工作负载严重失衡,即一些无人机基站负载过重,而另一些无人机基站负载不足,甚至出现空闲状态。此外,如果分配给用户的无人机基站距离用户较远,也会增加访问延迟,严重影响QoS。因此,本文主要研究无人机基站部署问题,目的是为了平衡无人机基站之间的工作负载,缩短用户和无人机基站之间的访问延迟。

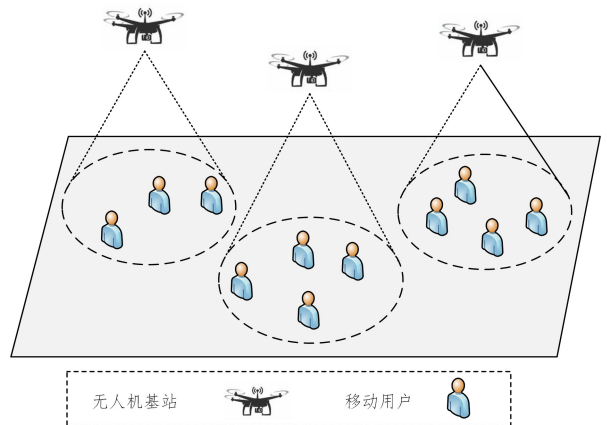


图1 无人机基站部署示意图

Fig. 1 Deployment of UAV base stations

本文给定 $N$ 个用户的有限集合 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$ 和 $K$ 个无人机基站的有限集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}$ ,其中 $K \leq N$ 。

则无人机基站部署问题可表述为将  $K$  个无人机基站放置在潜在的  $K$  个位置上,使得用户请求无人机基站的平均访问延迟最小化,并且使无人机基站之间的工作负载尽可能地均衡。与文献[23-24]类似,无人机基站与地面用户之间采用无线连接的方式进行通信。

本文用  $L_U = \{l_{u_1}, l_{u_2}, \dots, l_{u_N}\}$  表示  $N$  个用户的位置,  $L_S = \{l_{s_1}, l_{s_2}, \dots, l_{s_K}\}$  表示  $K$  个无人机基站的位置,则  $d(l_{u_i}, l_{s_j})$  代表用户  $u_i$  与无人机基站  $s_j$  之间的传输距离,其中  $i \in \{1, \dots, N\}, j \in \{1, \dots, K\}$ 。由于访问延迟与传输距离成正比,因此最小化平均访问延迟的目标可表示为:

$$\min AD(L_S) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K d(l_{u_i}, l_{s_j}) \quad (1)$$

由于每个无人机基站的处理能力不同(即异构),本文用  $V = \{v_{s_1}, v_{s_2}, \dots, v_{s_K}\}$  表示  $K$  个无人机基站的处理能力,即各无人机基站可承载的最大用户数量。 $W = \{w_{s_1}, w_{s_2}, \dots, w_{s_K}\}$  表示  $K$  个无人机基站当前的负载,即各无人机基站当前时刻负责的用户数量。某台无人机基站当前的工作负载与其处理能力的比值用  $F_{s_j} = w_{s_j} / v_{s_j}$  表示,其中  $j \in \{1, \dots, K\}$ 。因此,当达到完全负载均衡时,有  $F_{s_1} = F_{s_2} = \dots = F_{s_K}$ 。但在实际生产过程中,很难在无人机基站之间实现完全的负载均衡,只能尽量均衡工作负载。为此,本文使用方差来表示负载均衡程度,无人机基站部署问题的第二个优化目标是使这个值尽可能小,如式(2)所示:

$$\min WB(L_S) = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K (F_{s_j} - \bar{F})^2 \quad (2)$$

其中,  $\bar{F}$  表示  $F_{s_j}$  的均值,  $j \in \{1, \dots, K\}$ 。

此外,我们还需考虑以下 3 个约束条件:

(1)任意两个无人机基站负责的移动用户没有交集,即:

$$U_{s_j} \cap U_{s_{j'}} = \emptyset, j \neq j', j \in \{1, \dots, K\}, j' \in \{1, \dots, K\} \quad (3)$$

其中,  $U_{s_j}$  表示无人机基站  $s_j$  负责的用户的集合,同理,  $U_{s_{j'}}$  表示无人机基站  $s_{j'}$  负责的用户的集合。

(2)在无人机基站部署模型中,部署的无人机基站的固定,所有无人机基站负责的用户是全部用户的集合,即:

$$\bigcup_{j=1}^K U_{s_j} = U \quad (4)$$

(3)无人机基站可以服务的用户数量有限,分配给无人机基站的用户数量不应超过无人机基站的处理能力,即:

$$w_{s_j} \leq v_{s_j}, j \in \{1, \dots, K\} \quad (5)$$

无人机基站部署问题的关键是在最小化访问延迟和均衡工作负载的目标下,从  $N$  个用户位置中选出  $K$  个无人机基站位置  $L_S = \{l_{s_1}, l_{s_2}, \dots, l_{s_K}\}$ ,并把  $K$  个无人机基站部署到对应的空中位置上。因此,本文将无人机基站部署问题建模为一个多目标优化问题。如式(1)~式(5)所示,无人机基站部署问题描述如下:

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \quad \{AD(L_S), WB(L_S)\} \\ & L_S = \{l_{s_1}, l_{s_2}, \dots, l_{s_K}\} \\ & \text{s. t.} \quad U_{s_j} \cap U_{s_{j'}} = \emptyset, j \neq j' \\ & \quad \bigcup_{j=1}^K U_{s_j} = U \\ & \quad w_{s_j} \leq v_{s_j} \\ & \quad i \in \{1, \dots, N\}, j \in \{1, \dots, K\}, j' \in \{1, \dots, K\} \end{aligned} \quad (6)$$

### 3.2 方法设计

对于式(6)所示的多目标优化模型,我们提出了一种基于

$K$ -medoids 的帕累托边界搜索算法用于求解。

本文假设要部署的无人机数量已知为  $K$ ,覆盖任意分布在地面上的  $N$  个用户。传统  $K$ -medoids 算法首先在  $N$  个用户的位置中随机选取  $K$  个位置作为初始无人机基站的位置,并按照与无人机基站距离最小原则,将剩余的用户分配到距离它最近的无人机基站的簇中;之后根据分好的簇,在每个簇内重新计算无人机基站的位置,准则为计算簇中其中一个用户到簇中其他用户的距离和,选出距离和最小的用户,将该用户所在的位置作为新的无人机基站的位置;重复迭代,直到所有无人机基站的位置不再发生变化或已达到设定的最大迭代次数,最终确定  $K$  个簇。

由上述定义可知,传统  $K$ -medoids 迭代的过程是向着使平均距离最小化的方向逐渐收敛的,但未能同时优化负载均衡这一目标。因此,本文提出了基于  $K$ -medoids 的帕累托边界搜索算法,在  $K$ -medoids 每次迭代后考虑最小化访问延迟  $AD(L_S)$  的同时计算负载均衡程度  $WB(L_S)$ 。在最后一次迭代结束时,将每次迭代生成的访问延迟和负载均衡程度作为搜索范围,从中搜索帕累托边界。帕累托边界的定义如下:

**定义 1**  $L_S$  是无人机基站部署问题的帕累托最优解,当且仅当不存在其他  $\hat{L}_S$ ,使得  $AD(L_S) \leq AD(\hat{L}_S)$  并且  $WB(L_S) \leq WB(\hat{L}_S)$ 。

由此得到基于  $K$ -medoids 的帕累托边界搜索算法,如算法 1 所示。首先在  $N$  个用户的位置中随机选取  $K$  个位置作为初始无人机基站的位置;之后按照与无人机基站距离最小原则,将剩余的  $N-K$  个用户分配到距离它最近的无人机基站的簇中,形成  $K$  个簇;根据分好的簇,在每个簇内重新计算无人机基站的位置,并计算本次迭代后系统负载均衡程度以及平均访问延迟;重复迭代,直到所有无人机基站的位置不再发生变化或已达到设定的最大迭代次数,根据每次迭代系统负载均衡程度以及平均访问延迟搜索帕累托边界,得到的帕累托边界对应的部署方案即为最优的无人机基站部署方案集合。

**算法 1** 基于  $K$ -medoids 的帕累托边界搜索算法

输入:  $L_U = \{l_{u_1}, l_{u_2}, \dots, l_{u_N}\}$ ; 聚类数  $K$

输出: Matric P

1. 从  $L_U$  中随机选取  $K$  个点作为初始无人机基站的位置  $\{l_{s_1}, l_{s_2}, \dots, l_{s_K}\}$ ;
2. 初始化迭代次数  $f=0$ , 集合  $Q$ ;
3. Repeat
4.   令  $C_j = \emptyset$ ;
5.   for  $i=1, 2, \dots, N$  do
6.      $C_j \leftarrow \underset{j \in \{1, 2, \dots, K\}}{\text{argmin}} \|l_{u_i} - l_{s_j}\|^2$ ;  
      /\* 将每个  $u_i \in U$  划分到相应的簇  $C_j$  中 \*/
7.   end for
8.   for  $j=1, 2, \dots, K$  do
9.      $l_{s_j} = \underset{u_i \in C_j}{\text{argmin}} \sum_{u_i \in C_j} \|l_{u_i} - l_{u_i}\|^2$ ; /\* 重新计算簇  $C_j$  的中心点  $l_{s_j}$ , 将其作为新的无人机基站的位置 \*/
10.     $F_{s_j} = \frac{C_j.size()}{v_{s_j}}$ ;
11.  $d_{s_j} = \sum_{u_i \in C_j} \|l_{u_i} - l_{s_j}\|^2$ ;
12. end for

```

13.  $Q[f].workload = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K (F_{s_j} - \bar{F})^2$ ;
14.  $Q[f].delay = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K d_{s_j}$ ;
    /* 计算第 f 次迭代系统负载均衡程度和平均访问延迟 */
15. f++;
16. until  $(L_S)_f = \{l_{s_1}, l_{s_2}, \dots, l_{s_K}\}$  不再发生变化, 此时共迭代 F 次;
17. sort(Q); /* Q 按负载 workload 升序排序, 若负载相同, 再按延迟
    delay 升序排序 */
18. last = Q[0].delay;
19. int row = 0;
20. Matric P(row, 3);
21. P(row, 0:2) = {Q[0].workload, Q[0].delay, (L_S)_0};
22. for f = 1, 2, ..., F do
23.   if Q[f].delay ≤ last then
24.     row++;
25.     P(row, 0:2) = {Q[f].workload, Q[f].delay, (L_S)_f};
26.     last = Q[f].delay;
27.   end if
28. end for
29. Return P

```

算法 1 中, 第 1—16 行为  $K$ -medoids 聚类的过程, 其中, 第 1 行在  $N$  个用户位置集合  $L_U$  中随机选取  $K$  个用户的位置作为初始无人机基站的位置; 第 6 行按照与无人机基站距离最近的原则, 将  $U$  中剩余的  $N-K$  个用户划分到各个无人机基站负责的簇中; 第 9 行根据距离和最小的原则, 在每个簇内重新计算无人机基站的位置; 第 10—11 行计算无人机基站  $s_j$  当前时刻的负载和延迟; 第 13—14 行计算第  $f$  次迭代后系统负载均衡程度以及总的延迟; 直到  $K$  个无人机基站的位置  $\{l_{s_1}, l_{s_2}, \dots, l_{s_K}\}$  不再变化时, 对  $Q$  中的元素进行帕累托解搜索, 如算法 1 中第 17—29 行所示, 最终得到帕累托解集  $P$ .  $P$  中包含  $row$  种相对较优的无人机基站部署策略, 以及在相应部署策略下的负载和延迟。

对于算法 1 中的第 17—28 行, 传统帕累托边界搜索需要经过两层循环遍历, 计算复杂度为  $O(n^2)$ , 其中  $n$  是算法 1 中第 16 行得到的迭代次数。为了降低复杂度, 我们先对集合  $Q$  中的元素按负载进行排序, 排序后的第一个元素为帕累托解, 之后经历一层循环遍历即可得帕累托解集  $P$ 。其中, 第 17 行排序的算法复杂度为  $O(n \log n)$ , 第 22 行循环的复杂度为  $O(n)$ , 因此总的算法复杂度为  $O(n \log n)$ 。该优化方法得到了所有的帕累托最优解的证明过程如下。

证明:

(1) 先证明  $P$  中的解均是帕累托最优解

若  $P_x$  不是帕累托最优解, 则排序后的  $Q$  中存在  $Q_y$  ( $Q_y \neq P_x$ ) 满足  $Q_y.workload \leq P_x.workload$ ,  $Q_y.delay \leq P_x.delay$ 。设  $P_x$  为排序后  $Q$  中的  $Q_{x'}$ ,  $Q_y.workload \leq Q_{x'}.workload$ ,  $Q_y.delay \leq Q_{x'}.delay$ , 由  $Q$  的排序方式可知  $y < x'$ 。

根据  $last$  的更新条件(算法 1 中的第 23—27 行)

1) 若  $Q_y$  被加入  $P$  中,  $last = Q_y.delay$ 。由于  $last$  只会单调递减, 当算法 1 中的第 22 行的循环变量  $f = x'$  时,  $last = Q_{x'}.delay \leq Q_{x'}.delay$ ,  $Q_{x'}$  不会被加入到  $P$  中。

2) 若  $Q_y$  未被加入  $P$  中, 则当算法 1 中的第 22 行的循环

变量  $f = y$  时,  $last \leq Q_y.delay$ 。由于  $last$  只会单调递减, 当  $f = x'$  时,  $last \leq Q_y.delay \leq Q_{x'}.delay$ ,  $Q_{x'}$  不会被加入到  $P$  中。

则  $P$  中的解均为帕累托最优解。

(2) 再证明帕累托最优解均会被加入到  $P$  中

由于  $Q_0$  的  $workload$  为  $Q$  中的最小值, 因此不存在其他解支配  $Q_0$ 。则  $Q_0$  为帕累托最优解, 且会被加入到  $P$  中。若  $Q_u$  ( $u > 0$ ) 是帕累托最优解, 且  $Q_u$  未被加入到  $P$  中。根据  $last$  的更新条件(算法 1 中的第 23—27 行), 当算法第 22 行的循环变量  $f = u$  时,  $last \leq Q_u.delay$ , 且存在  $Q_v$  ( $v < u$ ) 满足  $Q_v.delay = last$ 。由  $Q$  的排序方式可知  $Q_v.workload \leq Q_u.workload$ 。则  $Q_v$  支配  $Q_u$ ,  $Q_u$  不是帕累托最优解。

则帕累托最优解均会被加入到  $P$  中。

综上所述, 该算法得到了所有的帕累托最优解。

对于多目标优化问题, 通常存在多个帕累托最优解, 即通过算法 1 得到的帕累托边界是多个无人机部署方案的集合, 从中选择哪个方案做为最终的无人机基站部署方案是面临的另一个挑战。为此, 我们进一步提出使用 PCA 算法从帕累托边界中寻找最合适解。PCA 算法是利用降维的思想从原始数据的特征中重建新的特征, 去除特征之间的冗余信息。它允许我们用少量的特征重构原始数据中包含的信息。算法 2 给出了通过 PCA 算法从帕累托边界中选择最优无人机基站部署策略的具体过程。其中, 将算法 1 输出的帕累托解集  $P$  作为算法 2 的输入。

算法 2 PCA 算法

输入: Matric  $P$

输出: 无人机基站部署策略  $\{l_{s_1}, l_{s_2}, \dots, l_{s_K}\}$

```

1. Matrix P'(size(P, 1), 2); /* 初始化矩阵 P' */
2. int row = 0;
3. for 0 ≤ row ≤ size(P, 1) do
    /* 用帕累托最优解集的负载和延迟填充 P' */
4.   P'(row, 0) = P(row, 0);
5.   P'(row, 1) = P(row, 1);
6.   row++;
7. end for
8. Standardize(P');
9. Matrix cov(2, 2) = Covariance(P');
10. Vector ev = EigenValues(cov);
11. Sort(ev);
12. Sort(P, ev);
13. Return P(0, 3).

```

首先, 算法 2 创建了一个矩阵  $P'$ , 并将算法 1 得到的帕累托最优解集  $P$  的信息填充到矩阵  $P'$  中。然后, 算法 2 对矩阵  $P'$  进行归一化, 计算协方差矩阵  $cov$ , 从  $cov$  中提取特征值集合  $ev$ 。经过这些步骤, 我们可以对特征值  $ev$  进行升序排序, 并根据特征值排序的结果对  $P$  中的帕累托解进行排序。最后, 算法 2 返回  $P$  中第一行第三列的元素, 即为最终的无人机基站部署策略。

算法 2 的计算复杂度主要由算法 1 得到的帕累托解集中的样本数量决定。如果帕累托解集中有  $m$  个样本点, 每个样本点用工作负载和访问延迟两个特征来表示, 则方差矩阵的计算复杂度为  $O(m)$ , 特征值分解的计算复杂度为常数。因此, 算法 2 的计算复杂度为  $O(m)$ 。

## 4 实验

本节将实现本文方法,并将本文方法与几种有代表性的部署方法进行比较,以验证其性能。所有实验均在 Windows 机器上进行,机器配备 Intel Core i5-4200U 处理器(4 个 CPU,2.3 GHz)和 8GB 内存。

### 4.1 实验数据

实验采用位于澳大利亚墨尔本的一个 6.2 km<sup>2</sup> 的中央商务区的真实数据集<sup>[25]</sup>,该数据集包含该区域 125 个基站和 825 个用户的经纬度数据。图 2 给出了数据集中所有用户的分布情况。本文考虑数据集中当前用户分布情况下的无人机部署策略。

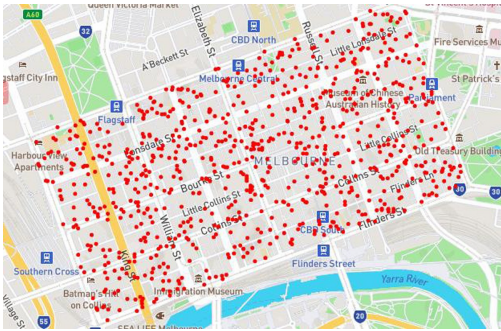


图 2 数据集中包含的用户分布

Fig. 2 Distribution of users in dataset

### 4.2 对比算法

为了评估本文算法的性能,我们选择了以下 3 种基线方法进行对比。

(1)随机(Random):该方法在  $N$  个用户的位置中随机选择  $K$  个位置,在上空部署无人机基站。

(2)K-means<sup>[26]</sup>:该方法首先随机选择  $K$  个初始聚类中心,将其余点划分到离它最近的质心,形成  $K$  个簇,然后根据分类好的簇,在每个簇内选择所有点的纵横坐标平均值作为新的质心,重复迭直至收敛。我们使用 K-means 算法将所有用户分为  $K$  个簇,然后将  $K$  个无人机基站部署到它们的质心上。

(3)TOP-K:该方法将  $K$  个无人机基站放置在前  $K$  个用户数最多的位置上。具体来说,将数据集中的用户按照最短距离原则分配给地面固定基站,将每个地面固定基站按照负责的用户数量多少进行降序排序,选择负责用户数最多的前  $K$  个地面固定基站,将  $K$  个无人机基站放置在这  $K$  个位置上。

### 4.3 评价指标和实验参数

由于用户和无人机基站数量可能会对访问延迟和负载均衡程度这两个性能评价指标产生影响,在实验中,我们通过改变这两个可能对本文方法有影响的参数,来评估算法的性能。数据集总共包含 800 个移动用户数据,我们从中随机选择不同数量的用户  $N=400,500,600,700,800$ 。此外,设置需部署的无人机基站分别为  $K=10,15,20,25,30,35$ 。

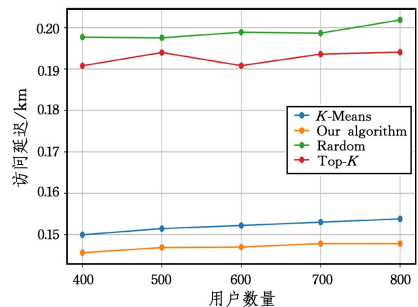
实验中,我们进行了两组性能对比实验。在第一组实验中,我们改变了用户数量,并保证无人机基站数量不变,将本文提出的算法(Our algorithm)与 Random, K-means, TOP-K 这 3 种基线方法进行比较,通过计算各无人机基站之间的负载均衡程度以及各用户与无人机基站之间的平均距离,来观察在

各种部署方法下用户数量对评估指标的影响。在第二组实验中,我们改变无人机基站的数量,并保证用户数量不变。然后,我们执行与第一组实验相同的实验步骤,观察无人机基站的数量对每种部署方法的性能指标的影响。

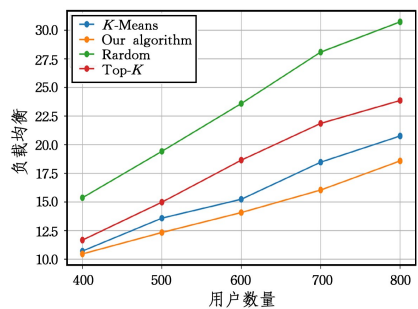
### 4.4 用户数量对结果的影响

为了比较不同方法的性能,我们保证无人机基站数量不变,将用户数量从 400 增加到 800,随着用户数量的增加,不同方法的访问延迟曲线如图 3(a)所示。由于访问延迟与传输距离成正比,因此纵坐标上的平均访问延迟等价于平均传输距离,即各用户到相应无人机基站距离的平均。由于 K-means 每次迭代是以簇中点的纵横坐标平均值为质心,并根据距离最小原则将所有点重新划分到各个簇。而本文算法选取簇心的准则为计算簇中所有样本到其中一个样本的距离和,选出距离和最小的样本作为新的中心点。因此,本文算法更符合平均距离最小原则,在访问延迟方面本文算法比 K-means 算法更优。此外,Top-K 算法是将无人机基站部署在前  $K$  个工作负载最大的地面固定基站上空,由于 Top-K 并未从访问延迟的角度考虑无人机部署的问题,因此在访问延迟方面,Top-K 的性能与本文算法相差很大。

保持无人机基站数量不变,随着用户数量的增加,不同方法的负载均衡程度曲线如图 3(b)所示。从图 3(b)中可以看到, K-means 算法在负载均衡方面仅次于本文算法,这是由于 K-means 算法以纵横坐标平均值作为质心进行聚类,并没有考虑负载均衡程度。而 Top-K 算法与本文算法之间的差距变小,这是由于 Top-K 算法将无人机基站部署在前  $K$  个工作负载最大的地面固定基站上空,对均衡负载有一定的作用。具体来说,工作负载越大的区域,负载越不均衡,当放置了无人机基站时,很大程度上缓解了这个区域的负载均衡程度。



(a) 不同用户数量下的访问延迟性能对比



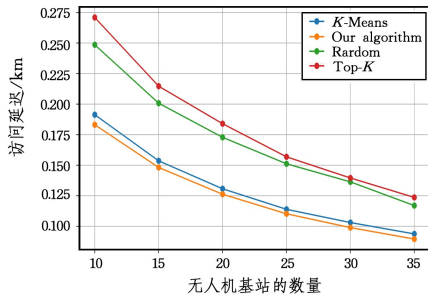
(b) 不同用户数量下的负载均衡性能对比

图 3 随着用户数量不断增加,不同方法的性能对比图  
Fig. 3 Performance comparison of different approaches as the number of users increases

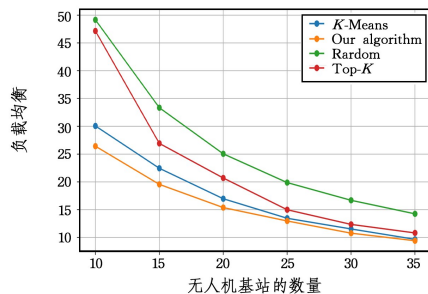
总的来说,  $K$ -means 和 Top- $K$  算法都只考虑了无人机基站部署问题中的一个影响因素,前者是访问延迟,后者是负载均衡,而本文提出的基于  $K$ -medoids 的帕累托边界搜索算法综合考虑了这两个因素,能够在最小化访问延迟的同时最小化负载均衡程度,整体上比其他方法的性能更好。

#### 4.5 无人机基站数量对结果的影响

为了进一步评估本文算法的性能,我们保持用户数量不变,不断增加无人机基站的数量,得到不同方法的访问延迟和负载均衡曲线分别如图 4(a)和图 4(b)所示。



(a)不同无人机基站数量下的访问延迟性能对比



(b)不同无人机基站数量下的负载均衡性能对比

图 4 随着无人机基站数量不断增加,不同方法的性能对比图

Fig. 4 Performance comparison of different approaches as the number of drone base stations increases

从图 4(a)中可以看到,随着无人机基站数量的增加,平均访问延迟不断下降,因为随着无人机基站数量的增加,用户可以将工作负载卸载到距离它更近的无人机基站上,使得总延迟变小,从而降低了平均访问延迟。由于 Random 算法是将无人机基站随机部署在用户上空,因此如图 4(a)所示,在某些情况下 Random 算法比 Top- $K$  算法呈现了较好的性能。

此外,如图 4(b)所示,保证用户数量不变,增加无人机基站数量,会使得无人机基站的平均负载变小,曲线呈现下降的趋势。总的来说,本文算法在综合考虑访问延迟和负载均衡两个评价指标的情况下,其性能比其他方法更好。

#### 4.6 最优解分布

对于本文算法,其帕累托最优解的分布如图 5 所示。图 5 中包含点的总数为执行算法 1 迭代的次数,每个点的横纵坐标代表每次迭代得到的无人机基站部署策略的负载均衡程度和平均访问延迟。图 5 中,工作负载均衡和访问延迟最小时,生成的帕累托最优解用蓝色五角星表示。对于多目标优化问题,帕累托最优解只是该问题的一组相对较优解的集合,一般存在多个帕累托最优解。本文采用 PCA 方法进行决策,从帕累托边界找到最终的无人机基站部署方案,结果如图 5 所示,用红色菱形表示。

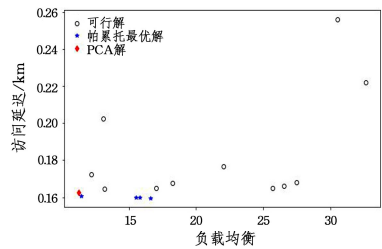


图 5 寻找无人机基站部署方案的过程(电子版为彩图)

Fig. 5 Process of finding UAV base station deployment scheme

**结束语** 在无人机支持的移动边缘计算系统中,无人机可以携带边缘服务器,帮助地面用户设备将其计算任务卸载给无人机基站执行。但是无人机基站的处理能力有限,需要高效的无人机基站部署策略。为此,本文首先建立了无人机基站部署问题的多目标优化模型,以平衡无人机基站之间的工作负载和最小化用户与无人机基站之间的访问延迟为目标。为了求解该模型,本文提出了基于  $K$ -medoids 的帕累托边界搜索算法,用于求解帕累托最优解集,之后,利用 PCA 技术在获得的帕累托边界中选择最合适的无人机部署策略。为了验证本文方法的有效性,本文采用澳大利亚墨尔本中央商务区的基站和用户的真实数据集进行了实验。实验结果表明,该方法在优化访问延迟和均衡工作负载方面优于其他几种具有代表性的方法。

#### 参考文献

- [1] SHI W S, ZHANG X Z, WANG Y F, et al. Edge Computing: State-of-the-Art and Future Directions[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 69-89.
- [2] BALASUBRAMANIAN V, OTOUM S, ALOQAILY M, et al. Low-latency vehicular edge: A vehicular infrastructure model for 5g[J/OL]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2020, 98: 101968. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2019.101968>.
- [3] QI Y L, ZHOU Y Q, LIU L, et al. MEC Coordinated Future 5G Mobile Wireless Networks[J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(3): 478-486.
- [4] ZHANG H J, ZHANG J M, LONG K P. Energy efficiency optimization for NOMA UAV network with imperfect CSI[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communication, 2020, 8(12): 2798-2809.
- [5] WANG H C, WANG J L, CHEN J, et al. Network-connected UAV communications: potentials and challenges[J]. China Commun, 2018, 15(12): 111-121.
- [6] WANG W, ZHAO J J, PENG L, et al. Research on the Energy Saving Strategy for Long Distance Communication of Mobile Internet of Things Based on UAVs[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(12): 2914-2922.
- [7] CHENG F, ZHANG S, LI Z, et al. UAV trajectory optimization for data offloading at the edge of multiple cells[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 6732-6736.
- [8] DU Y, YANG K, WANG K, et al. Joint resources and workflow scheduling in UAV-enabled wirelessly-powered MEC for IoT systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(10): 10187-10200.
- [9] LIN C, CHEN Y, HUANG J W, et al. A Survey on Models and

- Solutions of Multi-Objective Optimization for QoS in Services Computing[J], Chinese Journal of Computers, 2015, 38(10): 1907-1923.
- [10] ZENG Y, ZHANG R, TENG J L. Wireless communications with unmanned aerial vehicles; opportunities and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(5): 36-42.
- [11] URAMA J, WIREN R, GALININA O, et al. UAV-aided interference assessment for private 5G NR deployments: challenges and solutions [J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(8): 89-95.
- [12] TAFINTSEV N, GERASIMENKO M, MOLTCHANOV D, et al. Improved network coverage with adaptive navigation of mmwave-based drone cells[C]// Proc of the 2018 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). 2018: 1-7.
- [13] SAVKIN A V, HUANG H. Deployment of unmanned aerial vehicle base stations for optimal quality of coverage[J]. Wireless Communications Letters IEEE, 2019, 8(1): 321-324.
- [14] SUN S J, ZHANG G P, MEI H B, et al. Optimizing Multi-UAV Deployment in 3-D Space to Minimize Task Completion Time in UAV-Enabled Mobile Edge Computing Systems[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(2): 579-583.
- [15] ZHAO J W, WANG Y, FEI Z X, et al. UAV Deployment Design for Maximizing Effective Data with Delay Constraint in a Smart Farm[C]// Proc of the 2020 IEEE International Conference on Communications in China (ICCC). 2020: 424-429.
- [16] HU J S, ZHANG H L, LIU Y M, et al. An intelligent UAV deployment scheme for load balance in small cell networks using machine learning[C]// Proc of the 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). NJ: IEEE, 2019: 1-6.
- [17] YANG L, YAO H P, WANG J J, et al. Multi-UAV-enabled load-balance mobile edge computing for IoT networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 6898-6908.
- [18] WANG H J, ZHAO H T, WU W Y, et al. Deployment algorithms of flying base stations: 5G and beyond with UAVs[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10009-10027.
- [19] MOZAFFARI M, SAAD W, BENNIS M, et al. Efficient Deployment of Multiple Unmanned Aerial Vehicles for Optimal Wireless Coverage[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(8): 1647-1650.
- [20] WANG B J, ZHANG R Q, CHEN C, et al. Density-aware deployment with multi-layer UAV-V2X Communication Networks [J]. IET Communications, 2020, 14(16): 2709-2715.
- [21] GALKIN B, KIBILDA J, DASILVA L A. Deployment of UAV-mounted access points according to spatial user locations in two-tier cellular networks[C]// Proc of the Wireless Days. NJ: IEEE, 2016: 1-6.
- [22] LIU X, LIU Y W, CHEN Y. Reinforcement learning in multiple-UAV networks: Deployment and movement design [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 8036-8049.
- [23] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [24] HUO Y, DONG X, LU T, et al. Distributed and multilayer UAV networks for next-generation wireless communication and power transfer: A feasibility study[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 7103-7115.
- [25] PHU L, HE Q, MOHAMED A, et al. Optimal Edge User Allocation in Edge Computing with Variable Sized Vector Bin Packing[C]// Proc of the 16th International Conference on Service-Oriented Computing (ICSOC2018). Switzerland: Cham, 2018: 230-245.
- [26] WAGSTAFF K, CARDIE C, ROGERS S, et al. Constrained k-means clustering with background knowledge[C]// Proc of the 2001 Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML). New York: ACM, 2001: 577-584.



**LIU Fang-zheng**, born in 1991, Ph.D, is a student member of China Computer Federation. Her main research interests include services computing and edge computing.



**HUANG Ji-wei**, born in 1987, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include services computing, Internet of Things, and edge computing.