

## 车计算中基于侏儒猫鼬优化算法的资源共享分配方法

刘曦<sup>1</sup>, 刘俊<sup>2</sup>, 吴鸿<sup>1</sup>, 李伟东<sup>3</sup>

(1. 曲靖师范学院信息工程学院, 云南 曲靖 655011; 2. 云南经济管理学院教育学院, 云南 昆明 650106;  
3. 云南大学数学与统计学院, 云南 昆明 650500)

**摘要:** 在车计算中, 拥有强大计算能力和丰富传感设备的智能车为用户提供服务, 其中众多的传感设备能为用户提供不限时间、地点的服务。智能车拥有大量计算资源和传感资源, 其中计算资源为单个用户独享, 而传感资源能被多个用户共享。针对车计算的特点, 首先设计了一种基于资源共享的资源分配新模型, 提出一种基于侏儒猫鼬优化算法的资源共享分配方法。然后针对资源分配的离散问题, 提出一种不可行解的修正算法。最后为了解决侏儒猫鼬优化算法易于陷入局部最优解的问题, 提出一种基于随机和贪心策略结合的初始解生成算法, 以提高算法收敛速度, 使其能够快速得到最优分配方案。实验结果表明, 所提方法在不同的分配环境下均有较好的表现, 并且有较强的适应能力。

**关键词:** 车计算; 侏儒猫鼬优化算法; 资源共享; 资源分配

**中图分类号:** TN915.08

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00444

## Resource-sharing allocation method based on dwarf mongoose optimization algorithm in vehicle computing

LIU Xi<sup>1</sup>, LIU Jun<sup>2</sup>, WU Hong<sup>1</sup>, LI Weidong<sup>3</sup>

1. School of Information Engineering, Qujing Normal University, Qujing 655011, China

2. School of Education, Yunnan College of Business Management, Kunming 650106, China

3. School of Mathematics and Statistics, Yunnan University, Kunming 650500, China

**Abstract:** In vehicle computing, the intelligent vehicle which has strong computing capability and abundant sensing devices provides services for users. Many sensing devices can provide services for users without the limits of time and place. Intelligent vehicles have large amount computing and sensing resources, where computing resources are used individually by users while sensing resources can be shared by multiple users. According to the characteristics of intelligent vehicles, a new resource allocation model based on resource sharing was proposed. A resource sharing allocation method based on dwarf mongoose optimization was proposed. A repairing algorithm was proposed to transform infeasible solutions into feasible solutions. A new solution generation algorithm based on the random and greedy strategy was proposed to address the problem of the dwarf mongoose optimization algorithm being prone to getting stuck in local optima, to improve the convergence speed and obtain the optimal solution. The experimental results show that the proposed strategy performs well in different allocation environments and is adaptable.

**Key words:** vehicle computing, dwarf mongoose optimization algorithm, resource sharing, resource allocation

收稿日期: 2024-10-15; 修回日期: 2024-11-29

通信作者: 刘曦, lxghost@126.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62462056)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No. 62462056)

## 0 引言

车计算是物联网的补充,其中拥有强大计算能力和丰富传感设备的智能车被当作车计算平台为用户提供服务<sup>[1]</sup>。与车计算类似的是边缘计算<sup>[2-3]</sup>,其服务器被设置在网络的边缘,为用户提供计算和存储服务。

相较于边缘计算,车计算的优势在于以下几点。

1)车计算具有动态部署能力。其计算能力随着智能车数量的增加而增强,因此可以在很短时间内动态增加算力;边缘计算虽能提供强大且便宜的算力,但边缘服务器需要预先设置,且算力不能随着用户需求的增大而动态增加。

2)车计算具有更广的服务范围。智能车能及时到达偏远和灾情突发的地区为用户提供算力服务。

3)车计算能提供丰富的传感服务。智能车拥有众多的传感设备,比如各种雷达和高清摄像机等,能获取周围环境的传感数据,为自动驾驶、气象和环境检测等任务提供服务;边缘计算无传感设备,无法获取周围环境的信息。

因此,相较于边缘计算,车计算具有更广阔的应用前景和更高的研究价值。

资源分配就是将有限的资源在用户之间进行高效分配,是车计算能否成为现实的关键问题和难点问题。车计算中的资源分配涉及两种类型的资源:计算资源和传感资源,其中计算资源指CPU和内存等,传感资源指高清摄像机和雷达等。根据智能车资源的新特性可以看出,将计算资源和传感资源分配给合适的用户是亟须解决的问题。

边缘计算和云计算需要的资源类型只有计算资源,而车计算中包含计算资源和传感资源两种资源。计算资源与传感资源的不同之处在于:计算资源只能被任务独享,而传感资源能被多个任务共享。这是因为对于计算资源来说,任务不同,需要的资源不同;而传感资源在同一时间收集到的传感数据却是一样的,比如一辆智能车的摄像机获取到的高清画面数据可以提供给多个有需要的用户使用。因此,智能车上的传感资源在同一时刻能被多个用户共享。针对计算资源和传感资源的新特点,本文提出一种基于资源共享的资源分配新模型。

车计算中基于资源共享的资源分配问题是NP难问题,其很难在合理时间内得到最优解。针对传

统方法求解NP难问题的局限性,本文从群体智能优化算法中获取思路。侏儒猫鼬优化<sup>[4]</sup>(DMO, dwarf mongoose optimization)算法是一种仿生算法,灵感来源于侏儒猫鼬的觅食行为。与传统算法相比,DMO算法具有全局搜索能力强、自适应强、高效性和鲁棒性强等优势,并且基于DMO算法的机器人路径规划算法在实际应用中已取得了一些成效。因此,面对车计算中复杂的资源分配场景,本文首先提出一种基于DMO算法的资源共享分配方法。然后,由于DMO算法是被设计用于求解连续问题的,而车计算中的资源分配问题是离散问题,因此本文提出一种不可行解的修正算法。最后,针对DMO算法易于陷入局部最优解的问题,提出一种结合随机和贪心策略的初始解生成算法,以此提高算法的收敛速度,使其能够快速、有效地找到最优分配方案。仿真结果表明,所提出的分配算法在不同的场景下都有较好的表现。

## 1 相关工作

现有文献从智能车的不同方面进行了研究。文献[5]提出了一种混合卸载模型,其中任务车辆可以将任务卸载到路边单元或共享资源的其他车辆。文献[6]针对车辆边缘计算提出了一种计算和通信成本感知的服务迁移方案。文献[7]研究了车辆边缘计算中的联合服务请求调度和集装箱保留问题。文献[8]提出了一种低复杂度的分布式方法以解决车辆到边缘服务器的计算卸载问题。文献[9]提出了一种在车辆边缘计算中的任务协作处理框架,以满足不同的需求,并确保任务的高效执行。文献[10]针对智能车的高速移动性和网络拓扑结构的动态变化,提出了一种基于路边单元辅助学习的算法。文献[11]提出了一种具有成本效益和抗故障的任务卸载策略,其目标是实现最小平均响应时间。文献[12]针对车辆边缘计算中的能耗问题,提出了一种任务动态分配策略。文献[13]针对车辆与边缘服务器交易中的数据和信誉管理问题,提出一种信誉管理方案以保障数据的可信和可靠。文献[14]提出一种在车辆边缘计算中的高效任务调度策略,可实现以较低的成本调度更多的任务。

群体智能算法<sup>[15]</sup>已经应用于众多领域。在DMO算法研究方面,文献[4]于2022年首次提出了DMO算法。文献[16]研究了车计算中的伸缩性服务

并提出了一种基于双向拍卖的资源分配机制。针对DMO算法易陷入局部最优等问题，文献[17-18]分别通过量子进化算法和模拟退火算法改进局部搜索问题。文献[19]提出基于觅食能力分配搜索任务的DMO算法。DMO算法已被应用于多个领域：电力系统的优化问题<sup>[20]</sup>、卫星姿态控制系统<sup>[21]</sup>、软件故障预测<sup>[22]</sup>、智能农场云边云协作<sup>[23]</sup>、心电图检测<sup>[24]</sup>、信用卡检测<sup>[25]</sup>、股票市场<sup>[26]</sup>和信息检索<sup>[27]</sup>。

然而，以上研究与本文的不同点在于：现有研究主要集中于车辆边缘计算问题，其是通过路边单元给车辆提供服务，而本文研究的车计算是将智能车作为移动平台为用户提供服务的问题。与本文研究最相近的研究是文献[15]，然而，其并未考虑资源共享模型问题。

## 2 系统模型和数学模型

### 2.1 系统模型

车计算中的资源共享分配模型如图1所示。在图1中，用户1通过互联网接入系统，与用户2一起共享红色智能车的传感资源（雷达和摄像机）；用户3和用户4一起共享绿色智能车的传感资源。

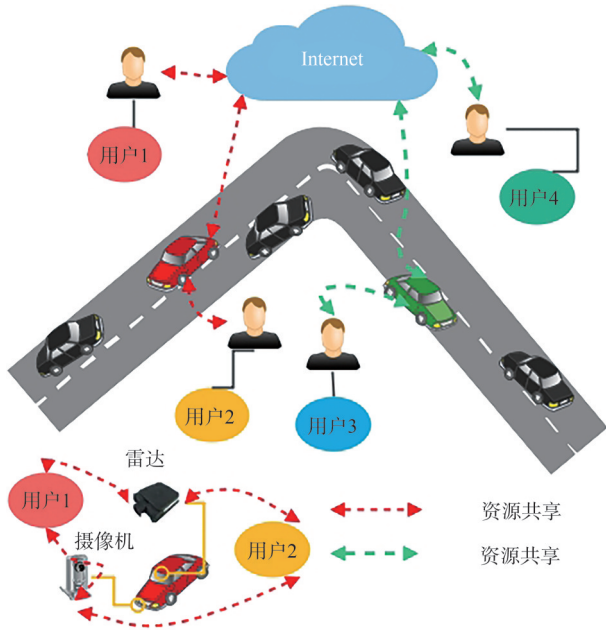


图1 车计算中的资源共享分配模型

计算资源定义为  $R^c = \{1, 2, \dots, r^c\}$ ，其中智能车包含  $r^c$  种计算资源，如CPU、内存和硬盘等计算资源等；传感资源定义为  $R^s = \{1, 2, \dots, r^s\}$ ，其中智能车包含  $r^s$  种传感资源，如雷达和摄像机等。

用户集合定义为  $N = \{1, 2, \dots, N_u\}$ ，其中  $N_u$  为用户数量。对于用户  $i \in N$ ，记  $\mathbf{d}_i = [d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ir^c}]$  为其计算资源需求向量，其中  $d_{ir^c}$  表示用户  $i$  对计算资源类型  $r \in R^c$  的需求量；记  $\mathbf{k}_i = [k_{i1}, k_{i2}, \dots, k_{ir^s}]$  为其传感资源需求向量，其中  $k_{ir^s}$  表示用户  $i$  对传感资源类型  $r \in R^s$  的需求量。记  $b_i$  为用户  $i$  的支付价格，也就是用户  $i$  获得其所需的计算和传感资源后的应支付价格。

智能车集合定义为  $S = \{1, 2, \dots, S_v\}$ ，其中  $S_v$  为智能车的数量。对于智能车  $s \in S$ ，记  $\mathbf{c}_s = [c_{s1}, c_{s2}, \dots, c_{sr^c}]$  为其提供的计算资源量，其中  $c_{sr^c}$  为智能车  $s$  提供的计算资源类型  $r \in R^c$  的数量；记  $\mathbf{w}_s = [w_{s1}, w_{s2}, \dots, w_{sr^s}]$  为其提供的传感资源量，其中  $w_{sr^s}$  为智能车  $s$  提供的传感资源类型  $r \in R^s$  的数量。

### 2.2 构造解矩阵

记  $x_{is} = 1$  为用户  $i$  从智能车  $s$  获取资源， $x_{is} = 0$  为用户  $i$  未从智能车  $s$  获取资源。 $\mathbf{X}$  为  $N_u \times S_v$  的解矩阵

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1S_v} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N_u,1} & \cdots & x_{N_u,S_v} \end{bmatrix} \quad (1)$$

决策变量  $z_i$  定义为

$$z_i = \begin{cases} 1, & \text{用户 } i \text{ 获得所需资源} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中， $z_i = \sum_{s \in S} x_{is}, \forall i \in N$ 。

### 2.3 数学模型

车计算中的资源分配目标是最大化社会福利，其中社会福利<sup>[28]</sup>是衡量市场参与者整体“幸福感”的指标。社会福利定义为

$$V = \sum_{i \in N} z_i b_i \quad (3)$$

则线性规划式如下

$$\text{Maximize } V \quad (4)$$

$$\text{s.t. C1: } \sum_{i \in N} d_{ir} x_{is} \leq c_{sr}, \forall s \in S, r \in R^c \quad (5)$$

$$\text{C2: } k_{ir} x_{is} \leq w_{sr}, \forall i \in N, s \in S, r \in R^s \quad (6)$$

$$\text{C3: } \sum_{s \in S} x_{is} \leq 1, \forall i \in N \quad (7)$$

$$\text{C4: } x_{is} \in \{0, 1\}, \forall i \in N \quad (8)$$

其中，约束条件C1和C2代表智能车的计算和传感资源限制，约束条件C3代表每个用户最多只能从一辆智能车获取资源，约束条件C4是分配变量约束。

**定理 1** 基于资源共享的分配问题是NP难问题。

**证明** 假设只有一辆智能车，且车辆上的传感资源是无限的，则可以忽略约束式(6)，且问题变为了多维背包问题。多维背包问题是NP难问题<sup>[29]</sup>，因此车计算中的资源共享分配问题也是NP难问题。

### 3 基于侏儒猫鼬优化算法的资源共享分配方法

在DMO算法中，侏儒猫鼬群体被划分成3组：Alpha组、侦察组和保姆组。Alpha组负责觅食和寻找睡眠丘（领地区域），侦察组负责侦察敌情，保姆组负责照顾幼崽和老年群体。在DMO算法中，由于不需要侦察敌情，因此Alpha组和侦察组为同一组，负责觅食和寻找新的睡眠丘。

在DMO算法中，令个体总数为 $M$ ，Alpha组的个体数量为 $L$ ，保姆组的个体数量为 $M-L$ 。令 $X_j$ 为第 $j$ 个个体的解， $fit_j$ 为第 $j$ 个个体的适应值（目标值）。

#### 3.1 可行解生成算法

由于DMO算法被用于求解连续问题，而车计算中的资源分配问题是离散问题，因此设计一个可行解生成算法，以实现在更大的搜索空间内生成可行解和及时发现全局最优解。常用的基于随机生成的方法存在不能及时发现最优解等问题，为了加快算法的收敛速度，提出一种基于贪心策略辅助的可行解生成算法。

**算法 1** 随机生成可行解

输入  $c, w, d, k$

输出  $X$  //可行解

$\bar{c} = c, X = 0$ ;

**if** rand(0,1)<0.5 **then**

用户  $i$  的密度值为  $b_{ir} / \left( \sum_{r \in R^c} d_{ir} + \sum_{r \in R^s} k_{ir} \right)$ ;

用户根据密度值从大到小排序;

**end if**

**for all**  $i \in N$  **do**

$s = \text{rand}(1, S_v)$ ; //在 1 到  $S_v$  中随机选择车辆

$s' = s$  **do**

$\text{if} \sum_{i \in N} x_{is'} \bar{c}_{s'r} \leq c_{s'r}, \forall r \in R^c$  **and**  $k_{s'r} \leq w_{s'r}, \forall r \in R^s$

**then**

$\bar{c}_{s'r} = \bar{c}_{s'r} - d_{ir}, \forall r \in R^c$ ;

$x_{is'} = 1$ ;

**break**

**end if**

$s' = (s' + 1 + s) \% S_v$ ; //选择下一辆车

**while**  $s' \neq s$

**end for**

在算法 1 中，rand(0,1)表示随机生成[0,1]的随机数。若随机数小于0.5，用户根据密度值从大到小排序。算法接下来依次遍历每个用户，并随机选择车辆进行资源分配。若车辆的可用资源不满足用户需求，依次选取下一辆车。若所有智能车都不满足，则该用户不能得到所需资源。

#### 3.2 Alpha组觅食

Alpha组的个体在雌性领袖的带领下进行觅食操作，以进行食物的搜索（适应值更新）。雌性领袖根据概率选出，其中个体 $j$ 成为雌性领袖的概率为

$$\text{pro}_j = \frac{\text{fit}_j}{\sum_{i=1}^L \text{fit}_i} \quad (9)$$

其中， $L$ 为Alpha组的个体数量， $\text{pro}_j$ 为个体 $j$ 成为雌性领袖的概率。

产生雌性领袖后，Alpha组在雌性领袖的带领下进行食物的搜索。但由于车计算中的资源分配问题是离散问题，不能进行连续空间的搜索。模拟连续空间搜索的搜索表达式如下

$$s_i^{t+1} = s_i^t + \text{phi} \cdot \text{peep} \quad (10)$$

其中， $s_i^t$ 为在 $t$ 次迭代时用户 $i$ 所获得资源的智能车序号； $\text{phi}$ 为 $[-1,1]$ 的均匀随机整数； $\text{peep} = (s_i - s_i^t + S) \% S$ 为雌性领袖与个体之间的距离； $s_i$ 为用户 $i$ 所获得资源的智能车序号，若没有获得资源，令 $s_i = -1$ ； $t$ 为当前迭代数。

Alpha组进行觅食操作可能产生不可行解，则根据如下的修正算法将不可行解变为可行解。

**算法 2** 修正算法

输入  $X$  //不可行解

输出  $X$  //可行解

**for**  $s \in S$  **do**

**while**  $\sum_{i \in N} x_{is} d_{ir} > c_{s'r}, r \in R^s$  **or**  $x_{is} k_{ir} > w_{s'r}, r \in R^c$  **do**

$j = \text{argmin}_{i \in N, x_{is} = 1} b_i$ ;

$x_{js} = 0$ ;

$s' = \text{rand}(0, S_v)$ ;

**if**  $\sum_{i \in N} x_{is'} d_{ir} + d_{jr} \leq c_{s'r}, r \in R^s$  **or**  $k_{jr} \leq w_{s'r}, r \in R^c$  **then**

$x_{j_s'} = 1;$

**end if**

**end while**

**end for**

Alpha组中的个体根据式(10)进行食物搜索后,若新产生的解优于原来的解,则更新解,否则不变。

当觅食结束后,需要更新睡眠丘的平均值,更新表达式如下

$$sm_j = \frac{fit_j^{t+1} - fit_j^t}{\max\{|fit_j^{t+1}|, |fit_j^t|\}} \quad (11)$$

其中,  $fit_j^t$ 表示在  $t$ 次迭代时第  $j$ 个个体的适应值。

睡眠丘的平均值计算如下

$$\varphi = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L sm_i \quad (12)$$

### 3.3 侦察组搜索

侦察组负责寻找下一个睡眠丘。在DMO算法中,Alpha组和侦察组为同一组。侦察组中的个体搜索下一个睡眠丘的表达式为

$$s_i^{t+1} = \begin{cases} s_i^t - \left[ F \cdot p \cdot r \cdot \left[ s_i^t - \vec{M} \right] \right], \varphi_{t+1} > \varphi_t \\ s_i^t + \left[ F \cdot p \cdot r \cdot \left[ s_i^t - \vec{M} \right] \right], \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $s_i^t$ 为在  $t$ 次迭代时用户  $i$ 所获得资源的智能车

序号,  $p$ 为  $[-1,1]$ 的均匀随机整数,  $F = \left(1 - \frac{t}{T}\right)^{\left(\frac{2}{T}\right)}$

表示侏儒猫鼬群体运动的能力,  $r$ 为  $[0,1]$ 的随机数,

$\vec{M} = \sum_{i=1}^L \frac{x_i^t \times sm_i}{x_i^t}$  决定个体的移动方向,  $t$ 为当前

迭代数,  $T$ 为最大迭代数。

当个体按照式(13)进行搜索后,若出现不可行解,则使用算法2将不可行解变为可行解。

### 3.4 保姆组交换

在原算法中,当Alpha组个体出现觅食不佳时会被保姆组中的个体替换。为了改善算法易于陷入局部最优的情况,从一开始,Alpha组中的最差个体就会被保姆组中的最好个体所替换,其中保姆组中的个体随机产生。保姆组交换的原理是用随机产生的新解替换最差的旧解。保姆组交换算法如下。

**算法3** 保姆组交换

输入 车辆资源向量

输出 Alpha组个体

使用算法1随机生成  $(M - L)$  个新个体;

$j \leftarrow$  保姆组中最好的个体;

$j' \leftarrow$  Alpha组中最差的个体;

将个体  $j'$  替换为  $j$ , 成为新的Alpha组;

### 3.5 基于侏儒猫鼬优化算法的实现步骤

基于DMO算法的资源共享分配方法流程如图2所示。

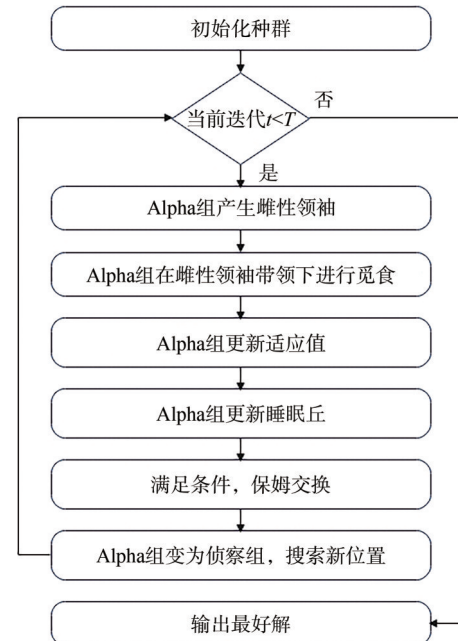


图2 基于DMO算法的资源共享分配方法流程

### 算法4 基于侏儒猫鼬的资源共享分配算法

输入 智能车可用资源量, 用户需求资源量

输出 可行解

种群数量为  $M$ , 其中Alpha组的个体数量为  $L$ ,

保姆组的个体数量为  $M - L$ ;

初始化种群;

$t = 1$ ;

**while**  $t \leq T$  **do**

雌性领袖  $\leftarrow$  根据式(9);

Alpha组在雌性领袖的带领下,由式(10)进行觅食操作;

Alpha组个体更新其适应值:若  $fit_j^{t+1}$  优于  $fit_j^t$ ,则更新其解,否则不变;

Alpha组根据式(11)和式(12)计算新的睡眠丘位置;

使用算法3进行保姆组交换;

Alpha组变为侦察组,由式(13)搜索新的位置,并更新适应度;

**end while**

输出最好解。

### 4 仿真测试

本文提出的基于资源共享的资源分配模型是新模型，因此现有算法不能直接应用于本模型。为了评估DMO算法的性能，仿真实验将其与最优解(OPT, optimal)、先来先服务<sup>[30]</sup>(FCFS, first come first serve)和最低资源方案<sup>[30]</sup>(LRS, lowest resource scheme)进行对比。其中，OPT通过CPLEX<sup>[31]</sup>求解；FCFS将智能车按照加入系统的顺序排序后，使用户按照加入系统的顺序依次匹配到第一辆满足其需求的智能车；LRS则将用户根据需求资源量的大小从小到大排序后，依次将用户匹配到第一辆满足其需求的智能车。

由于任务需要的计算资源主要涉及CPU和内存，而传感资源主要涉及摄像机和雷达，因此假设每辆智能车的CPU、内存、摄像机和雷达资源的可用量分别为[150,200] Mcycles、[0.5,1] GB、[7,10]和[8,12]中的随机数。用户需求的CPU、内存、摄像机和雷达资源分别为[15,20] Mcycles、[100,200] MB、[1,12]和[2,15]中的随机数。用户出价为[5,20]元的随机数。DMO算法的个体数量为30个，最大迭代次数为100次。仿真实验环境的CPU为Intel Xeon (R) E5-1650 v3，内存为16 GB；开发平台为Visual Studio 2022；编程语言为C#。针对每个实例，仿真运行200次后取平均值进行性能比较。

#### 4.1 不同用户数的比较

在仿真实验中，智能车的数量固定为6，比较用户数从150到200的性能变化。图3展示了DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同用户数下的时间性能比较。由于FCFS和LRS是基于简单的匹配规则，算法执行时间很短（运行时间不足1 s），所以未显示出FCFS和LRS的时间性能。图3显示执行时间随着用户数的增加而增加，其中OPT的时间远多于DMO算法的时间，且其执行时间甚至超过1 min。这说明本文提出的DMO算法能在合理的时间内得到分配结果，相较于OPT，更加适合真实的资源分配环境。

图4展示了DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同用户数下的社会福利比较。图4显示社会福利随着用户数的增加而增加，这是因为算法可以选择更“优”（出价更高，需求资源数更少）的用户分

配资源，从而增加社会福利。图4中显示DMO算法获得的社会福利远大于FCFS和LRS，这是因为FCFS和LRS只是基于简单的匹配规则，而DMO算法通过贪心策略和随机产生初始解，并通过觅食操作和搜索操作等查找全局最优解。图3、图4显示，在用户变化的情况下，DMO算法都能在合理的时间内取得较好的解。

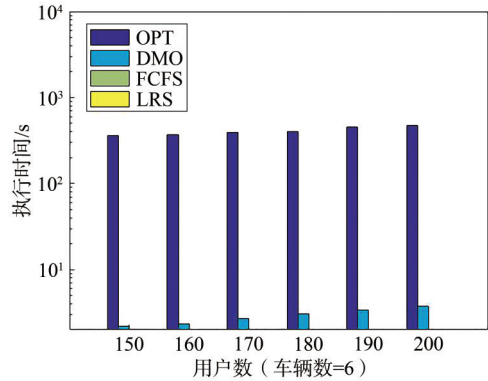


图3 DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同用户数下的时间性能比较

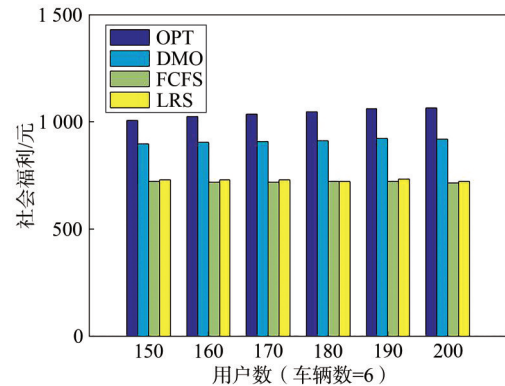


图4 DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同用户数下的社会福利比较

图5展示了DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同用户数下服务的用户数百分比比较。图5显示随着用户数的增加，服务的用户数百分比反而下降，这是因为总资源没有增加，而用户数增加导致接受服务的用户的百分比下降。图5显示DMO算法服务的用户数百分比略低于OPT，却略高于FCFS和LRS。几种算法获得服务的用户数非常接近，而图4显示的社会福利却差距明显，这说明FCFS和LRS虽然服务了较多用户，但并没有选择较“优”的用户，导致社会福利较低，而DMO算法服务了较多的较“优”用户，能提高用户满意度，吸引用户加入车计算系统。

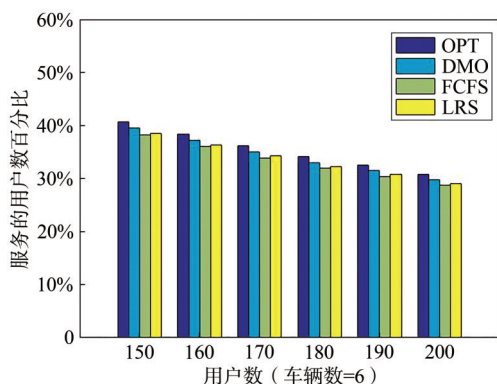


图5 DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同用户数下服务的用户数百分比比较

#### 4.2 不同车辆数的比较

在仿真实验中，用户数固定为150，比较车辆数在4到8之间的性能变化。图6展示了不同车辆数DMO算法与OPT、FCFS和LRS的时间性能比较。与图3类似，DMO算法的执行时间远少于OPT，这说明在车辆数变化的场景中，DMO算法的运行速度仍然很快。

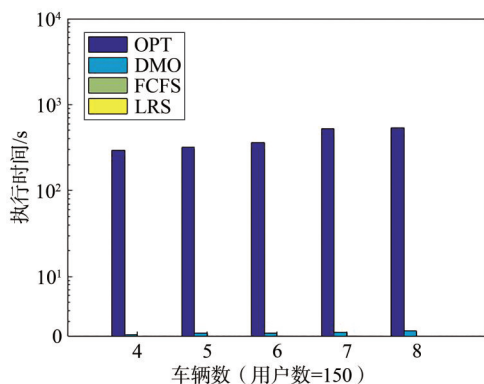


图6 不同车辆数DMO算法与OPT、FCFS和LRS的时间性能比较

图7展示了DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同车辆数下的社会福利比较。图7显示社会福利随着车辆数的增加而增加，这是因为车辆数增加导致提供的资源总量增加，从而可以让更多的用户获得所需资源，其中DMO算法获得的社会福利接近OPT，且远大于FCFS和LRS。实验设置DMO算法的最大迭代次数为100次，因此DMO算法与最优解的差距是合理的。

图8展示了DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同车辆数下服务的用户数百分比比较。图8显示随着车辆数的增加，服务的用户数百分比增大，而图5显示服务的用户数百分比减小，这是因为图8中车辆数的增加导致提供的资源总量增加，而图5

中车辆数不变仅用户数增加。图8显示DMO算法服务的用户数百分比与OPT非常接近，且大于FCFS和LRS，这说明在资源总量增加时，DMO算法能有效分配车辆的计算资源和传感资源，以服务更多的用户。

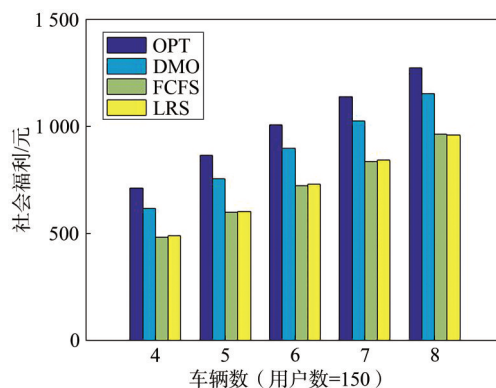


图7 DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同车辆数下的社会福利比较

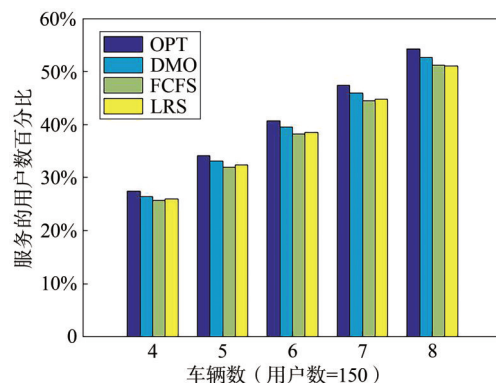


图8 DMO算法与OPT、FCFS和LRS在不同车辆数下服务的用户数百分比比较

## 5 结束语

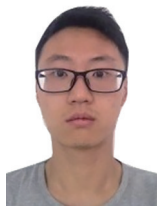
本文针对车计算中的资源共享模式，提出资源分配的新模型，并针对新模型中的传感资源共享分配问题，提出基于DMO算法的资源共享分配方法。同时，为了解决车计算中资源分配的离散问题，提出一种不可行解的修正算法，使不可行解变为可行解。由于DMO算法容易陷入局部最优，本文设计了一种新的保姆组交换策略。实验结果表明，本文提出的算法在不同的场景下都有较好的性能表现，其能在非常短的时间内获得较好解，以适应实际的分配环境。接下来的研究工作将会在大规模的集群中对算法进行验证，并运用机器学习等技术加强算法的性能。

## 参考文献:

- [1] WU B F, ZHONG R, WANG Y X, et al. VPI: vehicle programming interface for vehicle computing[J]. *Journal of Computer Science and Technology*, 2024, 39(1): 22-44.
- [2] LIU X, LI W D. A truthful randomized mechanism for heterogeneous resource allocation with multi-minded in mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2024, 21(5): 5677-5690.
- [3] 刘耀, 何岳园, 周红静, 等. 移动边缘计算中基于资源联合分配的部分计算卸载方法[J]. *物联网学报*, 2023, 7(1): 140-148.  
LIU Y, HE Y Y, ZHOU H J, et al. Partial computation offloading method based on joint resource allocation for mobile edge computing[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2023, 7(1): 140-148.
- [4] AGUSHAKA J O, EZUGWU A E, ABUALIGAH L. Dwarf mongoose optimization algorithm[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2022, 391: 114570.
- [5] YIN L X, LUO J, QIU C X, et al. Joint task offloading and resources allocation for hybrid vehicle edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(8): 10355-10368.
- [6] PENG Y, TANG X G, ZHOU Y Q, et al. Computing and communication cost-aware service migration enabled by transfer reinforcement learning for dynamic vehicular edge computing networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(1): 257-269.
- [7] HU S H, QU Z H, TANG B, et al. Joint service request scheduling and container retention in serverless edge computing for vehicle-infrastructure collaboration[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(6): 6508-6521.
- [8] MA G F, HU M J, WANG X W, et al. Joint partial offloading and resource allocation for vehicular federated learning tasks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(8): 8444-8459.
- [9] WANG N L, PANG S C, JI X F, et al. Intelligent driving task scheduling service in vehicle-edge collaborative networks based on deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2024, 21(4): 4357-4368.
- [10] LI S, SUN W B, NI Q, et al. Road side unit-assisted learning-based partial task offloading for vehicular edge computing system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(4): 5546-5555.
- [11] TANG C G, YAN G, WU H M, et al. Computation offloading and resource allocation in failure-aware vehicular edge computing[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2024, 70(1): 1877-1888.
- [12] LI H T, LI X J, ZHANG M Y, et al. System-wide energy efficient computation offloading in vehicular edge computing with speed adjustment[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2024, 8(2): 701-715.
- [13] XIAO H Z, CAI L, FENG J, et al. Resource optimization of MAB-based reputation management for data trading in vehicular edge computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(8): 5278-5290.
- [14] DA COSTA J B D, DE SOUZA A M, MENEGUETTE R I, et al. Mobility and deadline-aware task scheduling mechanism for vehicular edge computing[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(10): 11345-11359.
- [15] 刘曼, 方旭明. 基于改进遗传算法的多AP联合传输方案研究[J]. *物联网学报*, 2023, 7(3): 62-71.  
LIU M, FANG X M. Research on multi-AP joint transmission scheme based on improved genetic algorithm[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2023, 7(3): 62-71.
- [16] LIU X, LIU J, LI W D. A truthful double auction mechanism for resource provisioning and elastic service in vehicle computing[J]. *Computer Networks*, 2024, 254: 110806.
- [17] ELAZIZ M, EWEES A, AL-QANESS M, et al. Feature selection for high dimensional datasets based on quantum-based dwarf mongoose optimization[J]. *Mathematics*, 2022, 10(23): 4565.
- [18] AKINOLA O A, EZUGWU A E, OYELADE O N, et al. A hybrid binary dwarf mongoose optimization algorithm with simulated annealing for feature selection on high dimensional multi-class datasets[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 14945.
- [19] 张宁, 王勇, 张伟. 基于觅食能力分配搜索任务的侏儒猫鼬优化算法[J]. *广西民族大学学报(自然科学版)*, 2023, 29(3): 74-85.  
ZHANG N, WANG Y, ZHANG W. The dwarf mongoose optimization algorithm based on foraging ability to allocate search tasks[J]. *Journal of Guangxi Minzu University (Natural Science Edition)*, 2023, 29(3): 74-85.
- [20] MOUASSA S, ALATEEQ A, ALASSAF A, et al. Optimal power flow analysis with renewable energy resource uncertainty using dwarf mongoose optimizer: case of ADRAR isolated electrical network[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 10202-10218.
- [21] WANG Y D, LIANG T T, YANG J X, et al. Neuro-adaptive finite time composite fault tolerant control for attitude control systems of satellites[J]. *Radio Science*, 2024, 59(1): 1-29.
- [22] HAMMOURI A I, AWADALLAH M A, BRAIK M S, et al. Improved dwarf mongoose optimization algorithm for feature selection: application in software fault prediction datasets[J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2024, 21(4): 2000-2033.
- [23] XU M Z, LI W D, ZHANG X J, et al. A discrete dwarf mongoose optimization algorithm to solve task assignment problems on smart farms[J]. *Cluster Computing*, 2024, 27(5): 6185-6204.
- [24] MALATHI S R, VIJAY K P. MULTI-head self-attention-based recurrent neural network with dwarf mongoose optimization algorithm-espoused QRS detector design[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, 18(5): 4935-4944.
- [25] GANJI V R, CHAPARALA A. Wave Hedges distance-based feature fusion and hybrid optimization-enabled deep learning for cyber credit card fraud detection[J]. *Knowledge and Information Systems*, 2024, 66(11): 7005-7030.
- [26] AYYAPPA Y, SIVA KUMAR A P. Stock market prediction with political data analysis (SP-PDA) model for handling big data[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(34): 80583-80611.

- [27] KHATUN R, SARKAR A. Deep-KeywordNet: automated English keyword extraction in documents using deep keyword network based ranking[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(27): 68959-68991.
- [28] NISAN N, RONEN A. Algorithmic mechanism design[J]. *Games and Economic Behavior*, 2001, 35(1/2): 166-196.
- [29] KELLERER H, PFERSCHY U, PISINGER D. Knapsack Problems[M]. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004
- [30] LIU X, LIU J, LI W D. Truthful mechanism for joint resource allocation and task offloading in mobile edge computing[J]. *Computer Networks*, 2024, 254: 110796.
- [31] LIU X, LIU J. A truthful randomized mechanism for task allocation with multi-attributes in mobile edge computing[J]. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 2024, 36(9): 102196.

#### [作者简介]



刘曦(1987-), 男, 博士, 曲靖师范学院信息工程学院讲师, 主要研究方向为云计算、边缘计算、车计算等。



刘俊(1963-), 男, 云南经济管理学院教育学院教授, 主要研究方向为云计算、边缘计算等。



吴鸿(1985-), 女, 博士, 曲靖师范学院信息工程学院讲师, 主要研究方向为边缘计算、智能信息处理等。



李伟东(1983-), 男, 博士, 云南大学数学与统计学院教授、博士生导师, 主要研究方向为组合优化、近似算法、随机算法、云计算等。