

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002917

# 一种基于分步遗传算法的多无人 清洁车区域覆盖路径规划方法\*

罗志远<sup>1</sup> 丰 硕<sup>1</sup> 刘小峰<sup>1</sup> 陈俊风<sup>1</sup> 王 瑞<sup>2</sup>

(1. 河海大学 物联网工程学院 常州 213022; 2. 中国铁道科学研究院集团有限公司电子计算技术研究所 北京 100081)

**摘要:**为了解决不规则区域内多无人清洁车区域覆盖路径的全局规划问题,提出一种基于分步遗传算法的区域覆盖方法。首先,将目标区域依据清洁车大小进行栅格化,将多车辆区域覆盖路径规划问题转化为多旅行商(MTSP)问题。然后,使用分步遗传算法求解多旅行商问题;第1步采用模糊c均值聚类方法将求解多旅行商问题转化为求解多个单旅行商(TSP)问题;第2步使用了分步遗传算法对每个单旅行商问题进行求解,并使用杂草入侵算法中子父代共存的思想对遗传算法的选择机制进行改进。最后,分别在模拟的校园场景和小区场景中进行仿真实验。实验结果表明,在两个场景中提出的方法能够实现多无人清洁车完成区域路径覆盖,提出的分步遗传算法比分组遗传算法收敛速度更快;在校园场景中,提出的分步遗传算法相比于分组遗传算法耗时减少54%,最优解路径长度减少38%;在小区场景中,提出的分步遗传算法相比于分组遗传算法耗时减少55%,最优解路径长度减少44%。

**关键词:**多无人清洁车;区域覆盖;多旅行商问题;聚类算法;遗传算法

**中图分类号:** TN209; TP242.6      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.8050

## Method of area coverage path planning of multi-unmanned cleaning vehicles based on step by step genetic algorithm

Luo Zhiyuan<sup>1</sup> Feng Shuo<sup>1</sup> Liu Xiaofeng<sup>1</sup> Chen Junfeng<sup>1</sup> Wang Rui<sup>2</sup>

(1. College of the IoT Engineering Hohai University, Changzhou 213022, China;

2. China Academy of Railway Sciences Group Co., Ltd., Beijing 100081, China)

**Abstract:**In order to solve the problem of global planning of multi-unmanned vehicle coverage paths in irregular areas, a regional coverage method based on stepwise genetic algorithm is proposed. First, the target area is rasterized according to the size of the cleaning vehicle, and the multi-vehicle area coverage path planning problem is transformed into a multi-travel agent (MTSP) problem. Then, the multi-traveler problem is solved by using the stepwise genetic algorithm. The first step is to transform the multi-traveler problem into the multi-traveler (TSP) problem by using the fuzzy C-means clustering method. In the second step, a stepwise genetic algorithm is used to solve each single traveling salesman problem, and the selection mechanism of the genetic algorithm is improved by using the idea of neutron parent coexistence of weed invasion algorithm. Finally, simulation experiments are carried out in the simulated campus scene and community scene respectively. The experimental results show that the proposed method in the two scenarios can achieve multi-unmanned cleaning vehicles to complete the regional path coverage, and the proposed step-genetic algorithm has a faster convergence rate than the grouping genetic algorithm. In campus scenarios, the proposed stepwise genetic algorithm is 54% less time-consuming and 38% less optimal solution path length than the grouped genetic algorithm. In the cell scenario, the proposed stepwise genetic algorithm reduces the time consumption by 55% and the optimal solution path length by 44% compared with the grouped genetic algorithm.

**Keywords:** multi-unmanned cleaning vehicles; area coverage; MTSP; clustering algorithm; genetic algorithm

收稿日期:2020-01-13      Received Date: 2020-01-13

\* 基金项目:江苏省重点研究开发项目(BK20192004, BE2018004-04, BE2017071, BE2017647)、东南大学生物电子学国家重点实验室开放研究基金(2019005)项目资助

# 0 引言

多机器人协同工作<sup>[1-4]</sup> 因其在解决复杂问题上相较于单机机器人有着更高的效率而受到越来越多研究人员的关注,其中,多机器人协同覆盖<sup>[5-6]</sup> 路径规划<sup>[7-8]</sup> 问题是一个研究热点。多机器人覆盖路径规划要求多个机器人在一定的约束条件下能够将待覆盖区域完全遍历<sup>[9]</sup>。

针对多机器人协同覆盖的路径规划问题,众多学者已经做了广泛研究。文献[10]将蚂蚁机器人的探索机制和生成树算法相结合,对含有不规则障碍物区域进行探索,但是重复路径较多。文献[11]蚂蚁将探索机制应用于多机器人覆盖,但是依然没有解决重复覆盖率高的问题。文献[12-13]保证了只要有一个机器人不出现故障,任务就可以正常进行,但是存在无法完全覆盖的问题。文献[14]提出了使用生物激励神经网络做多机器人覆盖,但是对于死区的处理不理想,过于依赖机器人的初始位置。文献[15]提出了一种基于无人机任务性能评价和任务区域划分的多无人机协同区域覆盖算法,结合蚁群算法<sup>[16-17]</sup> 使无人机的总转弯次数达到最少,但是对于含有障碍物的区域适用性较差。文献[18]利用初始位置划分方法划分出与机器人对应的子区域,把问题转化为单机机器人优化问题来降低运算复杂度,但是没有考虑区域连通性问题。

本文对多无人清洁车区域覆盖路径规划依据栅格化离散待覆盖区域来提取多无人清洁车需要遍历的点,在解决完全覆盖的同时将多车辆区域覆盖问题转化为多旅行商(MTSP)问题;通过模糊 c 均值(FCM)聚类算法将 MTSP 问题转化为多个任务量均衡的 TSP 问题,旨在减少 MTSP 问题计算量;然后使用结合杂草入侵算法的遗传算法解决单旅行商(TSP)问题,旨在提高遗传算法收敛精度,并求解得到最终的多辆无人清洁车的覆盖路径。

## 1 目标区域栅格化及路径规划

对于目标区域全覆盖问题,无论使用什么方法来实施覆盖,都需要对目标区域进行整理,目的是使得所有清洁车对工作空间中的除障碍物以外所有待覆盖区域实现完全覆盖。

假设清洁车的自身清扫范围是一个边长为  $d$  的正方形,可以使用大小为  $d \times d$  的小栅格来对目标区域进行栅格化。如果所有清洁车能够对这些栅格进行完全遍历,说明多清洁车完成了目标区域全覆盖。但是在整个工作空间中,存在着不规则形状的障碍物,这时会出现部分栅格的某一部分会被障碍物所占据的情况,如图 1 所示,清洁车由于自身的不可伸缩性,无法正常对这些栅格进行

清扫。

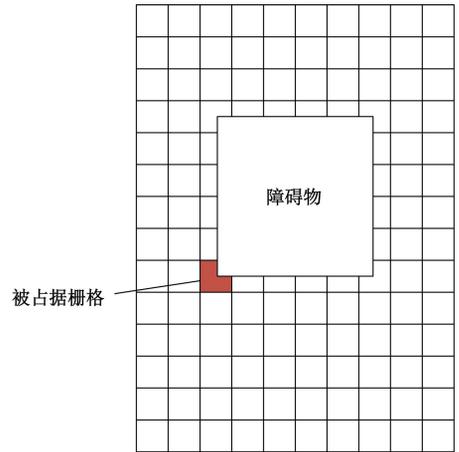


图 1 障碍物占据栅格

Fig. 1 Obstacles occupy the grid

为了解决此问题,本文借鉴文献[9]的插入点的方法,使用完整栅格补齐法,即利用多个独立栅格对被障碍物所占据部分进行覆盖,将不完整栅格问题转化为完整栅格问题,如图 2 所示。

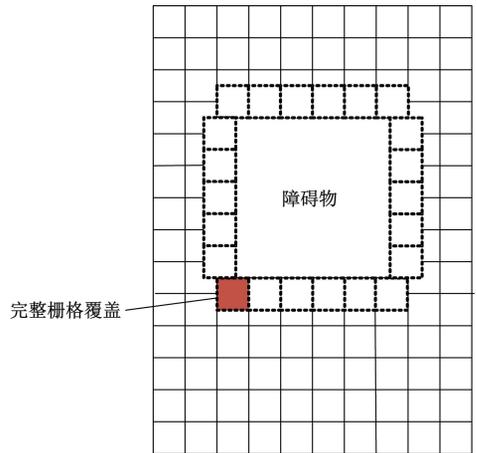


图 2 完整栅格补齐法

Fig. 2 Complete grid complement method

当所有被占据栅格都被完整栅格所覆盖时,多无人清洁车就可以遍历所有栅格,实现清扫区域的完全覆盖。由图 2 可以看出,经过处理后虽然可以满足对任务区域全覆盖,但是也造成了部分区域的重复覆盖和栅格的增加,这也将进一步提高清洁车的路程代价,因此应当根据任务要求来平衡覆盖率和任务执行代价之间的关系。

在通过栅格补齐法对清扫区域进行处理后,需要对多清洁车的覆盖清洁路径进行以下几点要求:1)所有清洁车准确完成对所有栅格的遍历;2)每一个栅格只被一辆清洁车清扫一次;3)要求所有清洁车的路径之和最短,这是减少程代价的基础。

## 2 基于 MTSP 方法的区域覆盖

对于多车辆区域覆盖路径生成问题,文献[15]采用了基于 STC 的闭合回路生成法,对于解决存在障碍物的区域内覆盖路径生成问题具有较高的效率。但是该方法对于不规则障碍物无法生成均匀的航点,因此存在一定的局限性。根据多清洁车区域覆盖的要求,可以将多清洁车对所有栅格的遍历问题等效为一个 MTSP 问题,即对所有栅格中心点的遍历问题。MTSP 问题是一类经典的 NP-hard 问题,可以将其描述为有  $n$  个旅行商要对  $m$  个城市完全遍历一次,要求所有人路径之和最短。由此可以看出,MTSP 问题与多清洁车对工作区域的覆盖任务有着很强的相似性。

MTSP 问题可以细分为如下 4 类: $n$  个旅行商从同一起点出发,每个旅行商访问一定数量的城市,最后回到该起点; $n$  个旅行商从不同起点出发,每个旅行商访问一定数量的城市,最后返回各自起点城市; $n$  个旅行商从同一起点出发,每个旅行商访问一定数量的城市,最后回到不同的终点; $n$  个旅行商从不同起点出发,每个旅行商访问一定数量的城市,最后回到不同的终点。本文选取第 2 类来执行覆盖任务,即多个清洁车从不同起点出发,每个清洁车最后都会回到各自的起点。

MTSP 本质上属于分组问题,其求解的过程分为分组优化和组内次序优化两个部分。近年来,很多人提出了多种启发式算法来解决 MTSP 问题,文献[19]提出粒子群算法来解决 MTSP 问题,文献[20]提出蚁群算法来对 MTSP 进行求解。而遗传算法因为其全局搜索能力较强,在解决 MTSP 问题上应用较多,文献[21]提出了一种分组遗传算法用于求解 MTSP,其采用的编码方式为两段式编码方式,将  $m$  个城市路径编码为  $n$  个组,然后按照一定的规则对各个组执行交叉和变异,其计算结果优于之前的方法。但是分组遗传算法的搜索空间为  $n! C_{n-1}^{m-1}$ ,随着  $n$  的增加,其搜索空间大小随指数方式增长,当需要遍历的点数量较多时,其搜索空间变得非常大。

本文针对需要遍历点数过多的情况,设计了一种分步遗传算法。第 1 步,针对所有清洁车总路径最短的任务特性,提出使用模糊  $c$  均值聚类将需要遍历的  $m$  个点分为  $n$  个部分,将 MTSP 问题转化为  $n$  个 TSP 问题,这样使得每个组最多有  $\left(\frac{m}{n}\right)!$  种编码方式。这时,算法的搜索空间为  $\left(\left(\frac{m}{n}\right)!\right)^n$ ,对于  $m$  值较大情况,  $\left(\left(\frac{m}{n}\right)!\right)^n$  比  $\left(\frac{m}{n}\right)!$  要小,可以大大减少搜索时间,提

升搜索效率;第 2 步,使用遗传算法对上述的各个 TSP 问题分别进行求解,将遗传算法与杂草入侵算法相结合,解决遗传算法早熟问题,提高其求解精度,使得每个 TSP 的路径最短。

## 3 分步遗传算法求解 MTSP

### 3.1 模糊 $c$ 均值聚类

模糊  $c$  均值聚类算法,是一种基于划分的聚类算法,其思想就是使得被划分到同一簇的对象之间相似度最大,而不同簇之间的相似度最小。给定多清洁车需要遍历的点的集合  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $k$  为清洁车数量,  $c_j (j = 1, 2, \dots, k)$  为每个聚类的中心,  $\mu_j(x_i)$  是第  $i$  个点对于第  $k$  辆车的隶属度函数,基于隶属度函数的聚类损失函数为:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - m_j\|^2 \quad (1)$$

其中,  $\sum_{j=1}^k \mu_j(x_i) = 1$ ,  $b$  为平滑因子,表示模糊类之间的分享程度,本文设为 2,  $\|x_i - c_j\|^2$  表示点  $x_i$  到聚类中心  $c_j$  的欧氏距离。令  $J$  对  $c_j$  和  $\mu_j(x_i)$  的偏导为 0,求得式 (1) 的极小值,则:

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b} \quad (2)$$

$$\mu_j(x_i) = \frac{\|x_i - c_j\|^{-2/(b-1)}}{\sum_{s=1}^k \|x_i - c_s\|^{-2/(b-1)}} \quad (3)$$

设置迭代收敛条件,初始化各个聚类中心,根据式 (1) 计算隶属度,再用求得的隶属度根据式 (2) 重新计算各个聚类中心,这样采用迭代的方法求解式 (2) 和 (3),直至满足收敛条件,得到最优解,就完成了模糊聚类划分。

### 3.2 改进遗传算法

#### 1) 种群初始化编码及其优化

对于经过划分后的各组点,每辆清洁车都会对其中一组进行遍历。对于每辆清洁车,对其所需要遍历的  $n$  个点进行编号,组成一个  $1, \dots, n$  随机排列的数组,这个数组就是一个染色体。然后按照种群的数量生成多个染色体,这些染色体组成初始种群。对于初始种群,在进行遗传进化前,对每个染色体进行局部搜索优化,对一些明显交叉的路径进行修正,这对于提高遗传算法的收敛性很有帮助。

#### 2) 适应度函数设计

对于分组遗传算法的适应度函数的设计,要考虑任务均衡调度的问题。但是对于已经分组好的 TSP 问题,

直接使得每组的路径最短即可。如下

$$L_{fit} = 1 / \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2} \quad (4)$$

式中： $L_{fit}$  为适应度值； $n$  为该组需要遍历点的个数； $(x_i, y_i)$  为各点的坐标。可以看出，适应度值与各组点的距离之和成反比。

### 3) 选择操作

对于遗传算法解决 TSP 问题，遗传算法在保留优良个体和维持种群多样性之间很难平衡，很多情况下会使得遗传算法收敛于局部最优解。为了解决此问题，本文结合了入侵杂草优化算法(IWO)的子父代竞争排斥的思想<sup>[22]</sup>，对选择机制进行了改进。首先，根据适应度与入选概率成正比的原则，父代根据轮盘赌的方法产生子代，这些子代与入选父代一起再根据适应度值进行排序，选择适应度值高的个体进入下一代，占据下一代的比例为 95%，选取父代的最优的 5% 直接进入下一代，这样既保留了优良父代的信息，又保留了适应度值较低的父代中的有用信息。

### 4) 交叉操作

由于染色体采用的是实数编码，在进行交叉操作后可能会出现同一染色体内有重复编号的情况。此时采取部分映射杂交的方法来处理。如图 3 所示，交叉后两条染色体内均有重复编码。使用部分交叉映射的方法处理后的结果如图 4 所示。

1	2	3	4	5	6	7	8	9
7	6	9	5	1	3	8	4	2

1	2	9	5	1	3	7	8	9
7	6	3	4	5	6	8	4	2

图 3 重复编码

Fig. 3 Repetition coding

1	2	9	5	1	3	7	8	9
7	6	3	4	5	6	8	4	2

6	2	9	5	1	3	7	8	4
7	1	3	4	5	6	8	9	2

图 4 部分交叉映射

Fig. 4 Partial cross mapping

### 5) 变异操作

常用的变异操作是随机选取染色体内两个编号  $a$  和  $b$ ，交换其对应的染色体片段。而在此处为了提高其局部搜索能力，随机选取染色体某一段，将其重新排列

组合。

## 4 多清洁车区域覆盖算法流程

本文设计的多无人清洁车覆盖清扫的算法首先需要对全局地图信息的进行获取，根据获取的地图信息，对地图中的不完整栅格使用栅格补齐法来处理；然后根据处理后得到的栅格的中心点得到所有机器人需要遍历的点；对这些点依据无人清洁车的数量使用模糊 c 均值聚类算法进行分类，这样可以保证多清洁车任务的均衡性。每辆清洁车依据所分配的点使用改进后的遗传算法来执行 TSP 任务，这样每辆清洁车能够完成自己的覆盖，从而使得整体的覆盖任务得以完成。具体的算法流程如图 5 所示。

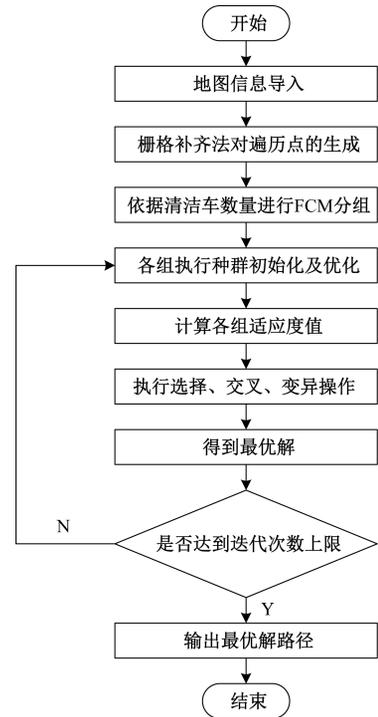


图 5 多清洁车区域覆盖算法流程

Fig. 5 Multi-cleaning vehicles area coverage algorithm flow

## 5 仿真实验

为验证本文设计的多无人清洁车覆盖清扫方法的有效性，设计了对两个常见的地图进行覆盖清扫的仿真，其中一个地图为校园地图，另一个地图为小区地图，地图的大小均设计为 200×200，地图中存在障碍物，每辆清洁车的自身覆盖面积为 10×10，根据地图和完整栅格补齐法得到的多清洁车需要遍历的点，多个机器人在两个地图中的具体工作空间如图 6 和 7 所示。

最后对两个场景分别使用分组遗传算法和本文设计

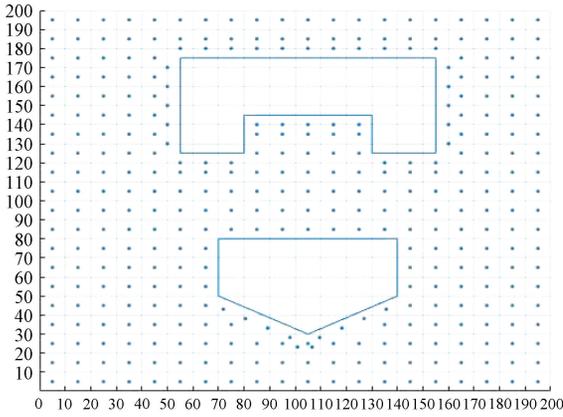


图 6 校园地图

Fig. 6 Campus map  
工作空间

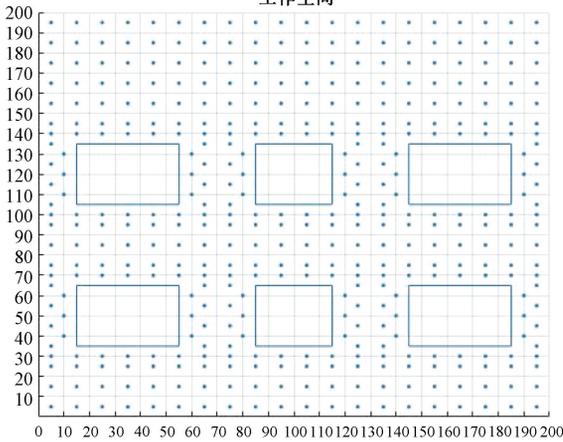


图 7 小区地图

Fig. 7 Lodging house map

的算法分别进行仿真,使两种算法在不同的地图上运行,对其进化次数、种群大小等参数进行了设置,如表 1 所示。

表 1 实验仿真参数及结果

Table 1 Experimental simulation parameters and results

场景	算法名称	进化次数	种群大小	车辆数	交叉率	变异率	最优值	程序运行时间/s
校园	分组遗传	2 000	200	5	0.9	0.1	5 173	37
地图	分步遗传	2 000	200	5	0.9	0.1	3 233	17
小区	分组遗传	8 000	200	4	0.9	0.1	6 526	110
地图	分步遗传	8 000	200	4	0.9	0.1	3 634	49

在校园地图中对于两种算法的优化曲线仿真如图 8 所示。其中  $x$  轴表示迭代次数,  $y$  轴表示路径总长度,蓝色虚线表示分组遗传算法迭代过程,红色实线表示分步遗传算法迭代过程,可以看到分步遗传算法相较于分组遗传算法迭代收敛更快,且所有机器人的总路径更短。

5 辆无人清洁车在图 6 的校园地图上使用两种算法得到的路径如图 9、10 所示。其中 5 种颜色的线条分别

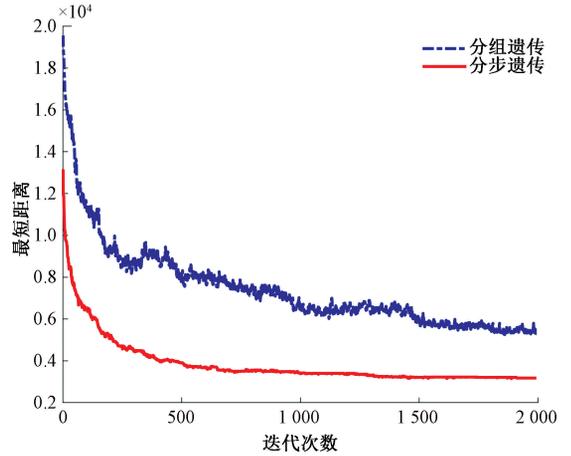


图 8 分组遗传算法和分步遗传算法迭代图

Fig. 8 Iterative figure of group genetic algorithm and step by step genetic algorithm

代表 5 个机器人的路径,分组遗传算法下多机器人路径之间有很多交叉,这相应增加了机器人的路径耗费,而分步遗传算法机器人之间没有交叉,单个机器人自身的路径交叉也很少。

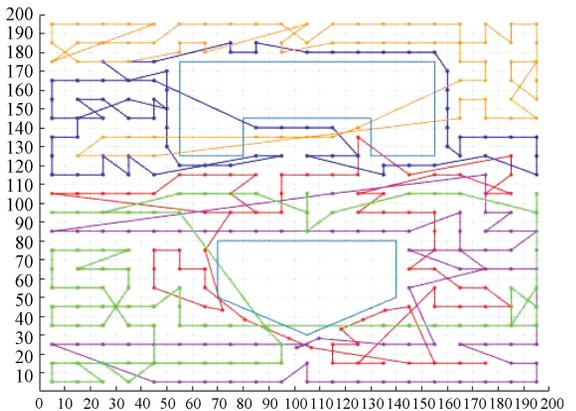


图 9 分组遗传算法所得路径

Fig. 9 The path graph obtained by grouping genetic algorithm

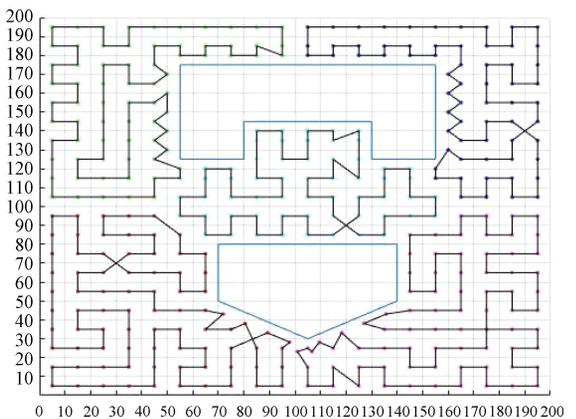


图 10 分步遗传算法所得路径

Fig. 10 The path graph obtained by step by step genetic algorithm

在小区地图中对于两种算法的路径的优化过程如图 11 所示。其中  $x$  轴表示迭代次数,  $y$  轴表示路径总长度, 蓝色虚线表示分组遗传算法迭代过程, 红色实线表示分步遗传算法迭代过程, 可以看到与图 8 类似的结果。

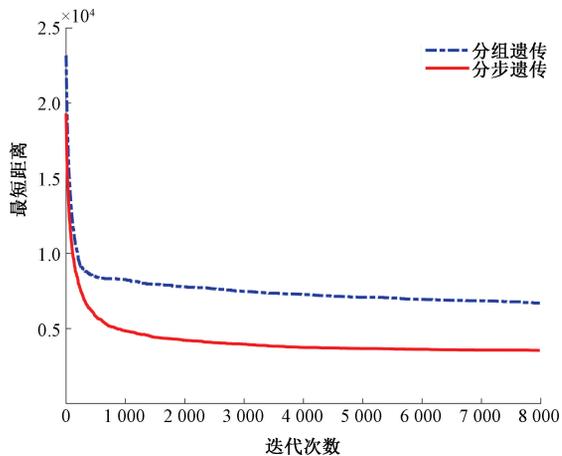


图 11 分组遗传算法和分步遗传算法迭代图

Fig. 11 Iterative figure of group genetic algorithm and step by step genetic algorithm

4 辆无人清洁车在图 7 的校园地图上使用两种算法得到的路径图如图 12、13 所示。其中 4 种颜色的线条分别代表 4 个机器人的路径, 分组遗传算法下多机器人之间的冗余路径较多, 而分步遗传算法下没有冗余路径。

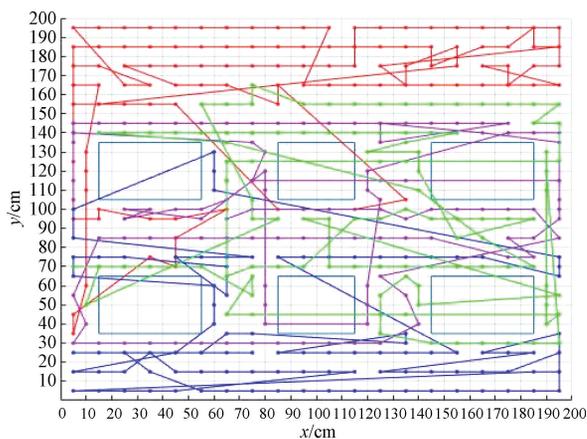


图 12 分组遗传算法所得路径

Fig. 12 The path graph obtained by grouping genetic algorithm

通过仿真结果可以看出, 在校园地图中, 分步遗传算法程序运行时间为 17 s, 而分组遗传算法用了 37 s; 分步遗传算法得到最优路径长度为 3 233, 而分组遗传算法得到的最优路径长度为 5 173; 分步遗传到大约 1 600 步收敛, 而分组遗传到 2 000 步还没收敛。在小区地图中分

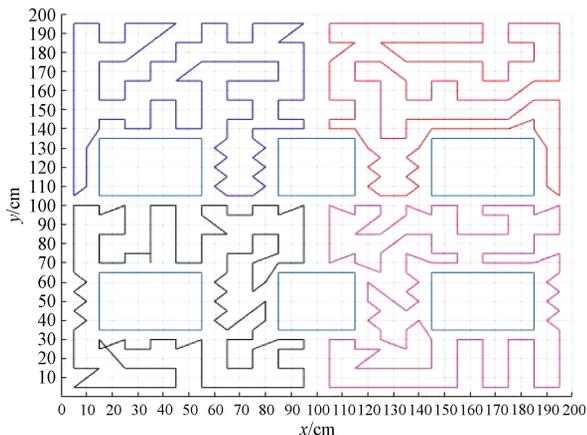


图 13 分步遗传算法所得路径图

Fig. 13 The path graph obtained by step by step genetic algorithm

步遗传算法程序运行时间为 49 s, 而分组遗传算法用了 110 s; 分步遗传算法得到最优路径长度为 3 634, 而分组遗传算法得到的最优路径长度为 6 526; 分步遗传到大约 7 000 步收敛, 而分组遗传到 8 000 步还没收敛; 且在两种地图中分步遗传算法相较于分组遗传算法路径交叉也更少。综上所述, 在两个不同的应用场景中, 本文所提出的分步遗传算法比分组遗传算法效果更好。

需要注意的是, 以上规划的覆盖路径并非最终无人清洁车可行路径, 因为多车辆的路径可能与不可行走区域有交叉, 这时需要根据具体情况对路径进行局部规格修正。

### 5 结 论

本文针对多无人清洁车区域覆盖路径规划问题, 首先将其转化为点的遍历问题, 进而转化为多旅行商问题进行求解。在遍历点较多的情况下, 分步遗传算法相较于分组遗传算法程序运行时间更少, 收敛路径更短。因此, 对于多无人清洁车完成覆盖任务, 使用分步遗传算法将更具有优势。此外, 如果多无人清洁车在执行覆盖任务过程中部分车辆发生故障无法继续清扫, 剩余车辆需要继续执行覆盖任务, 这时可以转而执行多无人清洁车不同起点不同终点的任务; 如果需要垃圾统一回收, 可以执行不同起点同一终点的任务, 可以执行同一起点不同终点的任务。

### 参考文献

[ 1 ] GALCERAN E, CARRERAS M. A survey on coverage path planning for robotics[J]. Robotics and Autonomous Systems. 2013, 61: 1258-1276.  
 [ 2 ] 徐雪松, 杨胜杰, 陈荣元. 复杂环境移动群机器人最

- 优路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2):274-282.
- XU X S, YANG SH J, CHEN R Y. Optimal path planning method for moving group robots in complex environments[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(2): 274-282.
- [ 3 ] 张大伟, 孟森森, 邓计才. 多移动微小型机器人编队控制与协作避碰研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3):578-585.
- ZHANG D W, MENG S S, DENG J C. Study on formation control and cooperative collision avoidance of multi-mobile micro-robot [ J ]. Journal of Instrumentation, 2017, 38(3): 578-585.
- [ 4 ] CHENG K P, MOHAN RE, NHAN NHK, et al. Graph-theory-based approach to accomplish complete coverage path planning tasks for reconfigurable robots[C]. IEEE Access, 2019(7): 94642-94657.
- [ 5 ] GAUTAM A, MURTHY J K, KUMAR G, et al. Cluster, allocate, cover: An efficient approach for multi-robot coverage[C]. 2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2015: 197-203.
- [ 6 ] KHAN A, NOREEN T, HABIB Z. On complete coverage path planning algorithms for non-holonomic mobile robots; Survey and challenges [ J ]. Journal of Information Science and Engineering, 2017 ( 33 ): 101-121.
- [ 7 ] KHAN A, NOREEN I, RYU H, et al. Online complete coverage path planning using two-way proximity search[J]. Intelligent Service Robotics, 2017, 10(3): 229-240.
- [ 8 ] PALACIOS GASOS JM, TALEBPOUR Z, MONTIJANO E, et al. Optimal path planning and coverage control for multi-robot persistent coverage in environments with obstacles [ C ]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017: 1321-1327.
- [ 9 ] GUASTELLA DC, CANTELLI L, GIAMMELLO G, et al. Complete coverage path planning for aerial vehicle flocks deployed in outdoor environments[J]. Computers and Electrical Engineering, 2019, 75: 189-201.
- [ 10 ] SENTHILKUMAR K S, BHARADWAJ K K. Multi-robot exploration and terrain coverage in an unknown environment [ J ]. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60: 123-132.
- [ 11 ] ANDRIES M, CHARPILLET F. Multi-robot exploration of unknown environments with identification of exploration completion and post-exploration rendezvous using ant algorithms [ C ]. 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2013:5571-5578.
- [ 12 ] SONG J, GUPTA S. CARE: Cooperative autonomy for resilience and Efficiency of robot teams for complete coverage of unknown environments under robot failures[J]. Autonomous robots, 2019(44): 647-671.
- [ 13 ] ANDRIES M, CHARPILLET F. Multi-robot taboo-list exploration of unknown structured environments[C]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015: 5195-5201.
- [ 14 ] ALMEIDA J P L S, NAKASHIM R T, NEVES JR F, et al. Bio-inspired on-line path planner for cooperative exploration of unknown environment by a multi-robot system[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 112: 32-48.
- [ 15 ] DONG W, LIU S, DING Y, et al. An artificially weighted spanning tree coverage algorithm for decentralized flying robots [ J ]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, DOI: 10.1109/TASE.2020.2971324.
- [ 16 ] 徐玉琼, 娄柯, 李婷婷, 等. 改进自适应蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10):89-95.
- XU Y Q, LOU K, LI T T, et al. Improved path planning for mobile robots based on adaptive ant colony algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 89-95.
- [ 17 ] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究 [ J ]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 113-121.
- JIANG M, WANG F, GE Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Instrumentation, 2019, 40(2): 113-121.
- [ 18 ] KAPOUTSIS A, CHATZICHRISTOFIS S, KOSMATOPOULOS E. DARP: Divide areas algorithm for optimal multi-robot coverage path planning [ J ]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2017 ( 86 ): 663-680.
- [ 19 ] LIU P, LIU J. Multi-leader PSO (MLPSO): A new PSO variant for solving global optimization problems[J]. Applied Soft Computing Journal, 2017(61): 256-263.
- [ 20 ] QIN X L, ZONG Q, LI X, et al. Multi-robot task assignment based on improved ant colony algorithm [ J ]. Aerospace Control and Application, 2018, 44 ( 5 ): 55-59.
- [ 21 ] 王勇臻, 陈燕, 于莹莹. 求解多旅行商问题的改进分组遗传算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(1):

198-205.

WANG Y ZH, CHEN Y, YU Y Y. An improved grouping genetic algorithm for solving the multi-traveler problem[J]. Journal of Electronics Information Technology, 2017, 39(1): 198-205.

[22] OUYANG A, PENG S, PENG X, et al. An effective and efficient hybrid algorithm based on HS-IWO for global optimization [ J ]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(4): 1859004.

作者简介



罗志远, 2016 年于郑州航空工业管理学院获得学士学位, 现为河海大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人路径规划。

E-mail: 1023835297@qq.com

**Luo Zhiyuan**, received his B. Sc. degree from Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management in 2016. Now he is a M. Sc. candidate at Hohai University. His main research interest includes robot path planning.



丰硕, 现为河海大学本科生, 主要研究方向是机器人路径规划。

E-mail: fengshuode@126.com

**Feng Shuo** is an undergraduate student majoring at Hohai University. His main research interest includes path planning for

robots.



刘小峰, 现为河海大学教授, 主要研究方向为人机交互、智能机器人、自然启示的导航理论与技术。

E-mail: xfliu@hhu.edu.cn

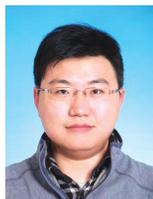
**Liu Xiaofeng** is a professor at Hohai University. His main research interests include human-computer interaction, intelligent robots, and navigation theory and technology of natural enlightenment.



陈俊风, 2001 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 2004 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位, 2011 年于浙江大学获得博士学位, 现为河海大学副教授, 主要研究方向为群智能优化、不确定性分析和模式识别研究等。

E-mail: chen-1997@163.com

**Chen Junfeng** received her B. Sc. degree from Harbin university of science and technology in 2001, M. Sc. degree from Harbin university of science and technology in 2004, and Ph. D. degree from Zhejiang University in 2011. She is now an associate professor at Hohai University. Her main research interests include swarm intelligence optimization, uncertainty analysis and pattern recognition.



王瑞, 副研究员, 中国铁道科学研究院集团有限公司电子所, 基础设施及安全保障业务群总经理, 主要从事铁路基础设施及安全保障信息化领域的相关工作, 负责铁路灾害监测、周界入侵监测、一体化综合视频监控、基础设施检测监测、工电供一体化综合维修、工务安全生产管理等信息系统的科研攻关、标准编制、系统研发、系统集成、应用推广、技术支持及运行维护等工作。

E-mail: 13811805186@163.com

**Wang rui** is an associate professor, China academy of Railway Sciences Group Co., Ltd., general manager of the electron, infrastructure and security business group, is mainly engaged in railway infrastructure and related work in the field of information security, is responsible for the integration of railway disaster monitoring, perimeter intrusion monitoring, integrated video surveillance, detection monitoring infrastructure, electricity integration comprehensive maintenance, safety production management information system of the researches, the standard establishment, system development, system integration, application promotion, technical support and maintenance, etc.