

# 改进花朵授粉算法的无线传感器网络部署优化

王振东, 谢华茂, 胡中栋, 李大海, 王俊岭

(江西理工大学信息工程学院, 江西 赣州 341000)

**摘要:** 针对监测区域内含有障碍物的无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)异构节点部署优化问题, 在花朵授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)的基础之上, 提出了一种改进的花朵授粉算法(Improved Flower Pollination Algorithm, IFPA)用于改善原有算法收敛速度慢、精度不够高的不足。设计非线性收敛因子以约束原有的缩放因子, 采用 Tent 映射以维持迭代后期种群的多样性, 而贪心交叉策略则是以较优的个体辅助较差个体搜索。基准函数实验验证了 IFPA 具有较好的收敛性能, 而 WSN 部署的仿真实验表明 IFPA 可得到较高的覆盖率, 可节约网络部署成本。

**关键词:** 无线传感器网络; 覆盖优化; 异构节点; 障碍物; 改进花朵授粉算法

中图分类号: TP393

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X (2021) 03-0645-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0580

## Improved Flower Pollination Algorithm Based Deployment Optimization of Wireless Sensor Network

Wang Zhendong, Xie Huamao, Hu Zhongdong, Li Dahai, Wang Junling

(School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

**Abstract:** To optimize the coverage problem of wireless sensor networks (WSNs) Heterogeneous nodes with obstacles in the monitoring area, based on the flower pollination algorithm (FPA), an improved flower pollination algorithm (IFPA) is proposed. IFPA is used to improve the shortcomings of the original algorithm with slow convergence speed and low precision. The nonlinear convergence factor is designed to constrain the original scaling factor, the Tent mapping is used to maintain the diversity of the population in the late iteration, and the greedy crossover strategy is used to assist the poor individuals to search with better individuals. The experiment of the benchmark function proves that the IFPA has a better convergence performance than other comparison algorithms, and the simulation experiments of WSN deployment show that IFPA can obtain a higher coverage rate and save network deployment cost.

**Keywords:** wireless sensor network; coverage optimization; heterogeneous node; obstacle; improved flower pollination algorithm

## 引言

随着 5G 和物联网的发展, 无线传感器网络在医疗健康、环境监测和工业领域有着广泛的应用<sup>[1-3]</sup>。近些年, 研究者在无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)中的路由协议、定位和覆盖方面研究成果丰硕<sup>[4-6]</sup>, 其中覆盖优化是 WSN 的

一个最基本问题<sup>[7]</sup>。随着群智能算法在优化问题上的广泛应用, 近些年的研究大多是以智能优化算法实现节点的动态部署。文献[8]提出了一种根据当前搜索状态自适应搜索的粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法, 利用改进的 PSO 优化传感器网络部署, 提高了网络的自适应能力, 但算法

收稿日期: 2019-11-07

修回日期: 2019-12-20

基金项目: 国家自然科学基金(61562037, 61562038, 61563019, 61763017), 江西省自然科学基金(20171BAB202026, 20181BBE58018)

作者简介: 王振东(1982-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为物联网。E-mail: wangzhendong@hrbeu.edu.cn

本身仍存在陷入局部最优的不足。文献[9]是利用改进的虚拟弹簧力算法(Virtual Spring Force Algorithm)部署正六边形网络拓扑,有效的减少了传感器网络中漏洞的面积,该方案只讨论了理想条件下的部署策略,复杂环境并未考虑。文献[10]提出一种基于改进灰狼优化(Grey Wolf Optimizer)算法的覆盖优化策略,但没有考虑实际部署中存在障碍物的情况。文献[11]以覆盖率为目标,用改进的鱼群算法(Fish Swarm Optimization)优化传感器节点的部署,显著的提高了网络覆盖面积,但只是针对同构传感器,并未考虑异构传感器和复杂情况下的监测环境。

花朵授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)是英国学者 Yang 近些年根据花朵授粉的方式提出的一种启发式搜索算法<sup>[12]</sup>。FPA 具有较好的寻优能力和收敛性能,因而得到了广泛的应用。文献[13]将离散操作加入到 FPA 中,并把它应用到解决柔性作业车间调度的问题上,仿真实验证明了算法具有较好的搜索优化效果,但算法的收敛速度较慢。文献[14]提出了一种基于混沌搜索的改进花朵授粉算法,提高了算法跳出局部最优的能力和求解的精度,并将其应用于数独问题时,算法可提供更好、更清晰的解决方案,但算法的收敛性能并没有显著提高。

大部分研究者讨论的是在无障碍物的监测区域内对同构传感器节点进行部署,且他们考虑的是以最少的节点数目使得整个监测区域完全覆盖。而本文结合实际部署环境,讨论监测区域中存在障碍物以及多种感知半径并存的混合传感器节点部署,以有限的传感器节点部署网络,使得网络覆盖率最大。在 FPA 的基础之上,提出一种改进的花朵授粉算法(Improved Flower Pollination Algorithm, IFPA),并将其应用在传感器节点部署,以提高网络覆盖率。改进的算法主要体现在:

(1) 以混沌映射初始化种群,丰富了种群的多样性,后期当算法陷入局部最优时,用混沌映射方法产生部分新的个体,从而加强了算法跳出局部最

优的能力。

(2) 提出一种非线性的收敛因子用于约束原有的缩放因子,该策略通过促进全局优化搜索,从而提高算法的收敛能力。

(3) 提出的贪心交叉策略则以当前个体、周围个体和最优个体共同优化搜索,其作用是提高解的精度。

## 1 模型和覆盖优化问题描述

### 1.1 异构节点描述

在 WSN 中,感知半径及通信半径分别为  $r^p$  和  $R^c$ 。为保证无线传感器网络的连通性,节点的通信半径设置为大于或者等于节点感知半径的 2 倍。本文假设存在多批不同的感知半径及通信半径的传感器节点,不同批次的异构节点规格集合为  $\mathbf{Type} = \{type_1, type_2, type_3, \dots, type_n\}$ , 对应的感知半径集合  $\mathbf{r} = \{r_1^p, r_2^p, r_3^p, \dots, r_n^p\}$ , 对应的通信半径集合  $\mathbf{R} = \{R_1^c, R_2^c, R_3^c, \dots, R_n^c\}$ , 对应的节点数目集合  $\mathbf{N} = \{N_1, N_2, N_3, \dots, N_n\}$ 。

### 1.2 异构节点描述

在 WSN 中,假设一组无线传感器节点的集合  $\mathbf{S} = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$ , 监测节点的集合  $\mathbf{M} = \{m_1, m_2, m_3, \dots, m_n\}$ ,  $(x_i, y_i)$  与  $(x_j, y_j)$  分别对应集合中  $s_i, m_j$  的二维空间坐标。则两节点之间的欧氏距离为

$$d(s_i, m_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

监测点  $m_j$  被节点  $s_i$  感知的概率为

$$p_{cov}(s_i, m_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } d(s_i, m_j) \leq r^p, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

所有传感器节点对点  $m_j$  的联合感知概率为

$$C_p(s_{all}, m_j) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{cov}(s_i, m_j)), \quad (3)$$

式中:  $s_{all}$  为监测范围内的全部传感器节点。假设形状为矩形的监测区域面积为  $L_1 W_1 \text{ m}^2$ , 为便于计算,将该矩形划分为  $L_1 W_1$  个面积相等的网格,监测节点  $m$  位于网格的中心点位置。通过式(3)计算出

所有监测点的联合感知概率, 累加之和与小网格面积之积为覆盖面积。覆盖率  $C_r$  可表示如下:

$$C_r = \frac{\sum_{x=1}^{L_1} \sum_{y=1}^{W_1} C_p(s_{all}, m_{(x-1)W_1+y})}{L_1 W_1}. \quad (4)$$

### 1.3 最优指派描述

当群智能算法对传感器节点部署优化完成后, 需要把随机抛洒部署的传感器节点移动到最终部署的位置, 同时满足所有节点移动的距离之和最小, 故采用最优指派算法规划移动方案。

如图 1 所示, 矩形为监测区域, 其中节点  $A_i, B$  为同一种类型,  $C$  为另一种类型, 下标为  $i$  的节点表示初始化部署位置, 下标为  $e$  的表示最终优化部署后的位置。指派时传感器的类型须对应, 可知最优指派为  $(A_i, B_e)$ 、 $(B_i, A_e)$ 、 $(C_i, C_e)$ , 此时移动的总距离最小, 且前后类型对应。本文采用文献[15]当中的 LAPJV 指派算法规划移动方案。

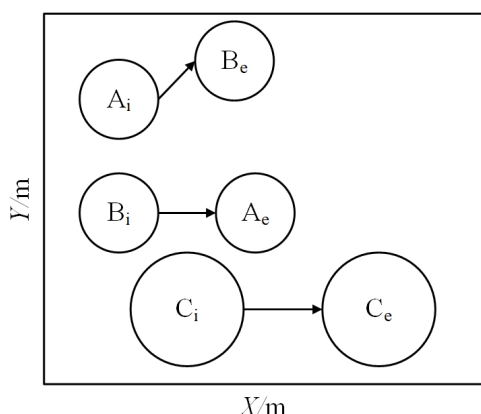


图 1 节点最优指派移动部署图  
Fig. 1 Node optimal assignment mobile scheme

### 1.4 网络连通描述

网络连通为 WSN 的最基本要求, 在上述异构节点模型已提到,  $S$ 、 $r$  和  $R$  分别对应节点集合、感知半径集合与通信半径集合。为便于计算, 假设  $2r^p = R^c$ 。建立有向图邻接矩阵  $M_v$ , 其用于存储任意两节点的连通情况。根据式(5)判断是否连通,  $M_v[i][j]=1$  表示第  $i$  个节点可向第  $j$  个节点传送信

息(单向连通), 当其值为 0 表示不连通。最后根据文献[16]的矩阵幂算法判断整个网络是否连通, 矩阵  $S_v$  由式(6)计算得出。

$$M_v[i][j] = \begin{cases} 1, & \text{if } d(s_i, s_j) \leq R_i^c, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (5)$$

$$S_v = M_v + M_v^2 + M_v^3 + \dots + M_v^{n-1}, \quad (6)$$

式中:  $n$  为传感器节点数目, 若  $S_v$  中存在元素为 0, 网络不连通, 反之则连通。在 WSN 连通的基础之上, 采用文献[17]提到的 Kruskal 算法生成最小生成树。

### 1.5 单目标部署优化问题

本文只需优化节点部署网络的覆盖率, 覆盖率越大, 部署效果越好。 $I$  为一组传感器节点的位置坐标、感知半径和通信半径对应的数据矩阵, 基于上述 1.2 部分的描述, 所求问题描述如下:

$$f(I) = \text{Max}(C_r(I)). \quad (7)$$

## 2 标准花朵授粉算法

受自然界中显花植物授粉过程的启发, Yang 通过数学建模的方式提出了 FPA。FPA 以异花授粉为全局授粉, 自花授粉为局部授粉进行演化, 具有较好的寻优能力与较快的收敛速度<sup>[12]</sup>。

在自然界中, 显花植物授粉有两种方式, 一种是异花授粉, 另一种是自花授粉。异花授粉借助传播者(鸟、蜜蜂、昆虫)完成授粉, 花粉可以通过花粉携带者进行长距离传播, 因此, 可以跨越花朵间距离的鸿沟, 使得与较远的花朵进行信息的交换成为可能, 故 FPA 中, 异花授粉称为全局授粉。自花授粉则是通过风这种方式与附近的花朵进行信息的交换, 类似于植物自交的过程, 这种授粉方式在 FPA 中称为局部授粉。异花授粉与自花授粉的转换是通过参数  $p$  进行调节。为简化问题, 在 FPA 算法中, 假设每株植物仅开一朵花, 且一朵花只有一个花粉配子, 即对应问题其中的一个潜在解。为了便于叙述和理解, 以下描述花粉配子时用个体或者解来替代。

## 2.1 全局授粉

在 FPA 中, 当进行全局授粉时, 是以鸟、蜜蜂和昆虫等传粉媒介携带花粉, 把花粉传播到任意地方, 可视为全局搜索。由于鸟类飞行行为具有莱维飞行特性, 即全局授粉时移动的步长服从莱维分布。全局授粉可描述如下。

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \gamma L(X^{best} - X_i^t), \quad (8)$$

式中:  $X^{best}$  为到目前为止迭代中最好(适应值最优)的个体或解;  $X_i^t$  为第  $t$  代(当代)的个体;  $X_i^{t+1}$  为第  $t+1$  代(下一代)的个体;  $L$  为全局授粉的强度, 即花粉移动的步长;  $\gamma$  为控制步长的缩放因子。假设由鸟类携带花粉, 鸟类飞行服从莱维分布, 因而步长具有随机性的效果, 莱维分布数学描述如下:

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\pi} \cdot \frac{1}{s^{1+\lambda}}, (s > s_0 > 0), \quad (9)$$

式中:  $\Gamma(\lambda)$  为标准的伽马函数;  $s_0$  为最小步长;  $s$  为莱维飞行步长, 可采用文献[18]的方法生成  $s$ 。

$$s = \frac{U}{|V|^{\frac{1}{\lambda}}}, U \sim N(0, \sigma^2), V \sim N(0, 1), \quad (10)$$

$$\sigma^2 = \left\{ \frac{\Gamma(1+\lambda) \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\Gamma\left[\left(\frac{1+\lambda}{2}\right)\right] \lambda 2^{\frac{\lambda-1}{2}}} \right\}, \quad (11)$$

式中:  $U, V$  服从正态分布;  $\lambda$  为常数, 一般设置为 1.5<sup>[12]</sup>。

## 2.2 局部授粉

在 FPA 中, 局部授粉是通过风传播花粉, 传播的距离较近, 可以使邻近的花粉交换信息, 可视为局部搜索。可描述如下:

$$\begin{cases} X_i^{t+1} = X_i^t + \varepsilon \cdot (X_j^t - X_k^t), \\ \varepsilon \sim U(0, 1) \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $X_i^{t+1}$  为  $t+1$  代产生的个体,  $X_i^t, X_k^t$  分别为第  $t$  代中第  $j$  个与第  $k$  个个体;  $\varepsilon$  为局部授粉系数,  $\varepsilon$  在  $[0, 1]$  间服从均匀分布。由式 (12) 可知, 任意 2 个个体之间的距离与随机小数  $\varepsilon$  之积的信息将会保留在第  $i$  个个体中, 并保存到下一代中。

## 2.3 转换概率 $p$

在 FPA 中, 存在 2 种授粉模式, 即全局授粉与局部授粉,  $p$  为 2 种模式的转换概率, 在文献[12]中, 证明了当  $p$  的值为 0.8 时, 在大多数应用场景都有很好的效果。模式转换可描述如下:

$$\text{pollination mode} = \begin{cases} \text{global pollination}, & \text{if } r < p, \\ \text{local pollination}, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (13)$$

式中: 随机生成 0 至 1 之间的小数  $r$ , 如果  $r < p$ , 则进行全局授粉, 反之进行局部授粉。

## 3 改进的 FPA

### 3.1 非线性收敛因子策略

在 FPA 中, 全局授粉的缩放因子  $\gamma$  是一个固定值, 其值为 0.01, 对算法前期与后期都是同一个策略, 因此不具有灵活性, 从而导致算法收敛速度较慢。为了提高算法的搜索效率, 本文提出一种  $a$  收敛因子用于约束原有的  $\gamma$  缩放因子, 图 2 为收敛因子图, 数学描述如下:

$$a = 1 - \sqrt{1 - \left(\frac{T-t}{T}\right)^2}, \quad (14)$$

式中:  $T$  为最大迭代次数;  $t$  为当前的迭代次数。如图 2 所示,  $a$  从 1 至 0 呈非线性递减, 在迭代的前期,  $a$  值较大, 即移动的步长较大, 有利于全局优化搜索, 加快算法的收敛速度; 迭代后期,  $a$  值较小, 即移动的步长较小, 且变化较慢, 有利于局部优化搜索, 提高解的精度。

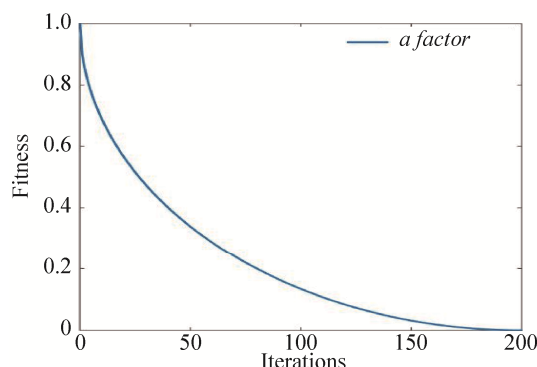


图 2  $a$  收敛因子  
Fig. 2 Convergence factor

### 3.2 Tent 混沌映射

许多文献[19-20]提到的群智能优化算法都使用了混沌映射来产生搜索序列, 文献[20]证明了混沌映射可以丰富初始种群的多样性, 使算法搜索到更好的解。其中 Tent 混沌映射使用较为广泛, 主要是因为 Tent 映射是分布函数, 产生的混沌序列对分布函数的初值没有太大要求, 但仍然存在最小周期, 如 0.25, 0.5 等。故提出一种改进 Tent 映射, 描述如下:

$$x_{t+1} = \begin{cases} \frac{x_t}{0.6}, & 0 \leq x_t \leq 0.6, \\ \frac{1-x_t}{0.4}, & 0.6 \leq x_t \leq 1, \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $x_t$  为第  $t$  次循环的值;  $x_{t+1}$  为第  $t+1$  次循环得到的值。假设第 1 次循环产生的随机数为  $x_1=0.1999$ ,  $t=2000$ , 循环完成后, 得到的混沌序列如图 3 所示, 即花朵个体的位置。从图中可知, 花朵种群较丰富, 有利于后期的搜索。

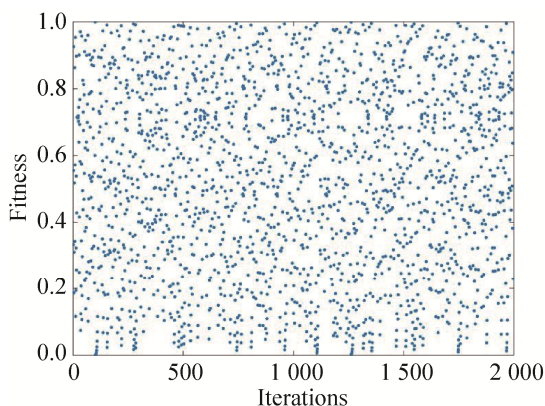


图 3 Tent 映射图  
Fig. 3 Tent mapping

Tent 映射在本文主要用于 IFPA 中的 2 个步骤: 一是用于种群的初始化; 二是用于算法后期遇到迭代停滞不前的情况。所以算法开始阶段生成 2 个种群, 其中一个用于种群的初始化, 丰富种群的多样性, 当迭代陷入局部最优时, 另一个则用于维持种群的多样性, 替换原有种群中部分个体的部分变量, 从而加强了算法跳出局部最优的能力。本文设定当连续两代中的种群平均适应值之差小于一个

特定值  $\theta$  时(在传感器部署中,  $\theta=0.0003$ ), 则实行 Tent 混沌映射。

### 3.3 贪心交叉策略

在 FPA 中, 每一次迭代都是基于贪心策略, 虽然这种策略有利于父代中较优的个体不被破坏, 但并没有充分搜索个体附近位置。故完成全局授粉或者局部授粉后, 引入类似于遗传算法[21]中的交叉策略, 使其局部搜索更充分, 并将当前最优个体的部分变量加入到交叉个体中, 该策略仍遵守贪心策略, 我们称作贪心式交叉策略。步骤如下:

(1) 随机选择 2 个父代个体 ( $f_1, f_2$ ),  $f_1 \neq f_2$ , 互相交叉一部分变量, 得到交叉个体  $c_1, c_2$ , 再用当前最优个体  $b$  替换掉交叉个体中的一部分变量, 得到临时个体  $t_1, t_2$ 。

(2) 比较父代个体与对应的临时个体, 如果临时个体的适应值优于父代个体, 则替换父代个体, 否则不交换。

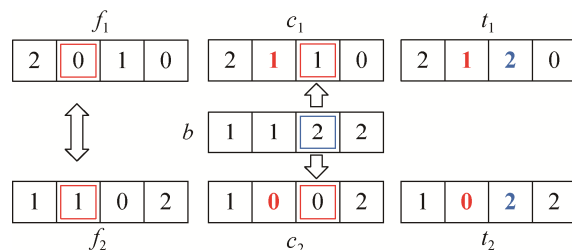


图 4 交叉示意图  
Fig. 4 Cross diagram

图 4 为贪心交叉策略示意图, 通过贪心交叉策略, 使其他个体有了最佳个体的部分变量, 而任意两个个体互相交叉又不失多样性, 随着迭代的进行, 将提高解的精度。除此之外, 在 FPA 中, 当前最佳个体  $X^{best}$  每一代仅更新一次, 而本文改成当个体更新位置时, 实时的判断是否要更新  $X^{best}$ , 因而可以提高算法搜索的精度。

### 3.4 IFPA 伪代码

基于上面的描述, IFPA 的伪代码可描述如下:

#### Algorithm 1: Improved Flower Pollination Algorithm

**Input:** Population size  $N$ , switch probability  $p$ , maximum number of population iterations  $T$

**Output:** Best flower  $X^{\text{best}}$

```

1 Initialize the flower population  $F$  with Tent mapping
2 for  $t = 1$  to  $T$  do
3   Calculate fitness of  $F$ , find best flower as  $X^{\text{best}}$ 
4   Update Convergence factor  $a$ 
5   for  $i = 1$  to  $N$ 
6     if  $\text{rand} < p$ 
7       Draw step  $L$  which obey Levy distribution;
8       Global pollination:  $X_i^{t+1} = X_i^t + a \cdot \gamma \cdot L \cdot (X^{\text{best}} - X_i^t)$ 
9       Update best flower  $X^{\text{best}}$ 
10    else
11      Draw a  $\varepsilon$  which obey uniform distribution in  $[0,1]$ 
12      Random choose  $j$  and  $k$  in the population
13      Local pollination:  $X_i^{t+1} = X_i^t + \varepsilon \cdot (X_j^t - X_k^t)$ 
14      Update best flower  $X^{\text{best}}$ 
15    end
16    Perform greedy crossing among individuals
17    Perform a Tent chaotic map
18    Calculate fitness of new flowers, if new flower is better, update it in the population
19    Update best flower  $X^{\text{best}}$ 
20  end
21 end

```

### 3.5 时间复杂度分析

假设算法最大迭代次数为  $T$ , 种群规模为  $N$ , 优化问题的维数为  $D$ 。在 FPA 算法, 初始化种群, 其时间复杂度为  $O(ND)$ 。每一次迭代需要完成以下步骤, 先计算种群的适应值并找出种群中最优个体, 其时间复杂度为  $O(N)$ , 之后花朵授粉更新位置, 其时间复杂度为  $O(N)$ , 故一次迭代的时间复杂度为  $O(N+N)$ 。总的复杂度为  $O(T(N+N)+ND)$ , 即  $O(TN)$ 。较于 FPA, IFPA 增加了 Tent 映射和交叉操作, 但仍属于花朵更新位置的操作, 并没有增加额外的时间复杂度, 故 IFPA 总的复杂度和 FPA 一致。

### 3.6 IFPA 应用于 WSN 的描述

(1) 设置传感器的组数(种群的大小) $N_1$ 、一组

传感器节点的数目(维数) $D_1$  和监测区域的范围。

(2) 初始化  $N_1$  组传感器节点的位置和半径, 即  $I_s$ , 选择其中一组  $I_1$  为初始化方案。

(3) 根据公式(4)计算每组部署方案的覆盖率, 最优解为最大覆盖率对应下的节点部署方案。

(4) 将 IFPA 用于优化传感器节点的部署, 在有障碍物的监测区域中, 若节点位置处于障碍物内部或监测区域外部, 则需将节点位置重新放置在合理的区域内, 算法结束后将得到一组覆盖率最大的传感器节点部署方案  $I_2$ 。

(5) 根据公式(6)判断网络是否连通, 若不连通则选择次优的一组部署方案, 直至连通的一组方案。

(6) 根据文献[15]中的 LAPJV 算法生成  $I_1$  与  $I_2$  之间的最优指派方案, 并将  $I_1$  中的节点移动到  $I_2$  中对应的位置。

(7) 根据文献[17]提到的 Kruskal 算法生成最小生成树。

## 4 仿真实验与分析

本部分共做了 2 种实验, 实验 1 将基准函数用于测试 5 种优化算法的收敛性能。实验 2 则是分别用 5 种优化算法部署无线传感器网络, 可用于测试算法的收敛精度和适应性。实验是在 Intel core i5 双核 CPU, 主频 2.4 GHz, 内存 8 GB, 操作系统 Windows 10 环境下进行, 实验仿真软件采用 MATLAB 2014b。实验中涉及到的对比算法如表 1 所示。

表 1 算法描述

Tab. 1 Description of the algorithms

算法名称	描述	文献序号
GA	遗传算法	21
PSO	粒子群算法	8
DEA	差分进化算法	22
FPA	花朵授粉算法	12
IFPA	改进的花朵授粉算法	本文



## 4.1 实验 1: 单目标函数测试

选取文献[19]的 Griewank 多峰基准函数对上述的 5 种算法进行收敛性能测试, 算法的搜索范围统一设置为 $[-600, 600]$ , 维数设置为 30 维, 搜索代理个数为 30, 迭代次数为 5 000 次, 且每个算法运行 20 次。

图 5 为 Griewank 函数在 $[-10, 10]$ 区间的三维图像, 可知其具有多个局部极小值, 其在 $(0, 0, 0 \dots 0)$ 处取得最小值为 0。图 6 为 5 个算法在 Griewank 函数上的测试结果, 当寻得最优解时, IFPA 在 1500 代左右已经收敛, FPA 则是在 4000 代左右收敛。而以收敛速度较快著称的 PSO, 迭代前期收敛较快, 但后期已陷入局部最优, 并未寻得最优解。可知, IFPA 收敛速度远远超过了其他 4 种算法, 这是因为 IFPA 中使用非线性收敛因子, 较于 FPA 中的固定缩放因子, 非线性收敛因子的值非线性变化, 使迭代前期移动步长较大, 从而加强了算法全局搜索的能力, 加快了算法的收敛速度。虽然 IFPA 收敛速度优于其他 4 种算法, 且时间复杂度与 FPA 一致, 但因其步骤较多且采用贪心策略, 导致其运行时间是 5 种算法中最多的一个, 以计算最为简单的粒子群运行时间最少。GA、PSO、DEA、FA 和 IFPA 所对应的运行时间依次为 6.28 s, 1.98 s, 7.53 s, 10.62 s 和 11.02 s。

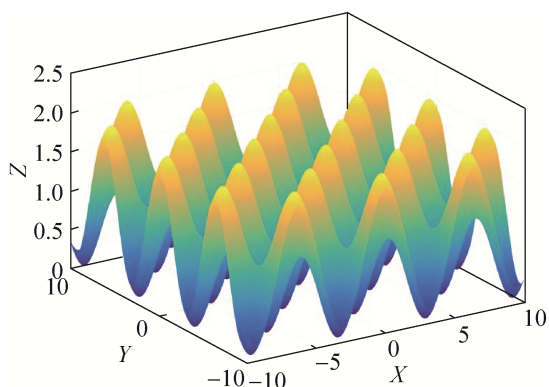


图 5 Griewank 函数三维图  
Fig. 5 3D View of Griewank function

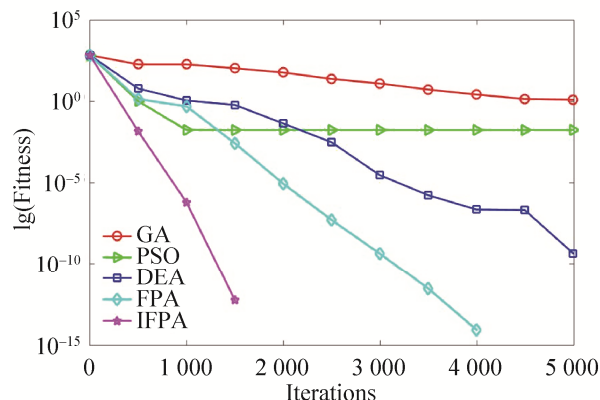


图 6 算法收敛曲线  
Fig. 6 Algorithm convergence curve

## 4.2 实验 2: WSN 覆盖率优化部署

以无线传感器网络覆盖率为优化目标, 设计了两组实验。共有 3 种类型传感器节点, 感知半径从小到大依次为 5 m, 6 m 和 7 m, 通信半径为感知半径的两倍。第一组实验的监测区域为矩形, 无障碍物, 第 2 组实验的监测区域为多边形, 障碍物类型为菱形。每个实验场景各进行 20 次仿真, 取最终的平均结果进行比较, 具体实验参数如表 2 所示。

表 2 实验参数  
Tab. 2 Experimental parameters

组别	1	2
区域大小/ $\text{m}^2$	2 500	1 850
搜索代理 (个数)	50	50
迭代次数	200	200
半径为 7 节点个数	1	1
半径为 6 节点个数	2	2
半径为 5 节点个数	32	22
障碍物 形状	无	菱形
节点数目	35	20, 25, 30, 35, 40, 45, 50
实验次数	20	20

图 7~10 描述了监测区域为矩形且无障碍物的部署环境下, 35 个异构传感器节点的覆盖优化效果。图 7 为节点随机抛洒的覆盖效果, 此时覆盖率为 71.68%, 可以看出节点分布不均匀, 且网络不连通, 使用 IFPA 优化部署后, 部署图如图 8 所示,

此时覆盖率为 96.47%，相较于随机抛洒部署，提高了 24.79%，效果显著。图 9 利用文献[15]提到的 LAPJV 算法进行最优指派后的部署图，(32i,33e) 表示随机部署时序号为 32 的节点(图 7)应该移动到算法优化好后(图 8)的第 33 个节点位置。图 10 为使用文献[17]中提到的 Kruskal 算法生成的网络最小生成树，由图可知，整个网络为连通状态。

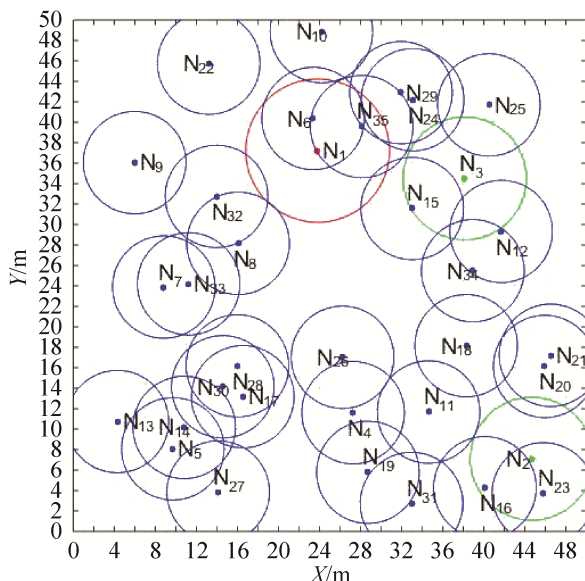


图 7 初始部署图  
Fig. 7 Initial deployment

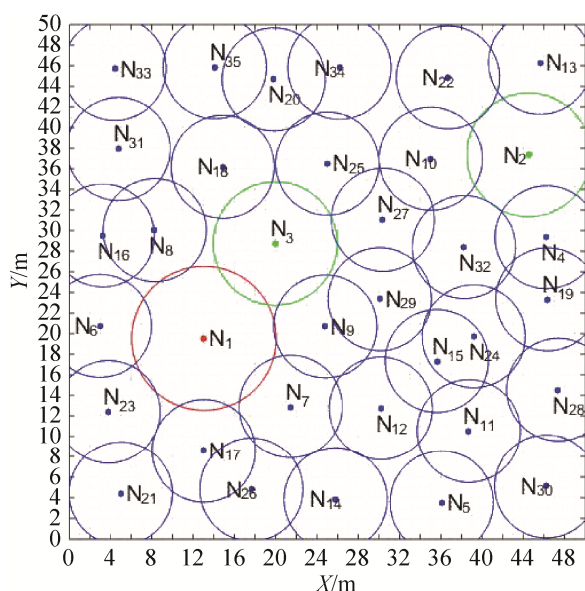


图 8 优化后的部署图  
Fig. 8 Optimized deployment

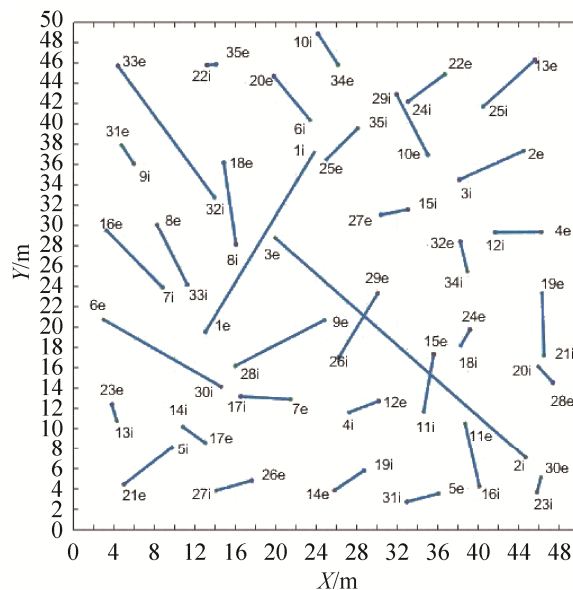


图 9 最优指派图  
Fig. 9 Optimal assignment deployment

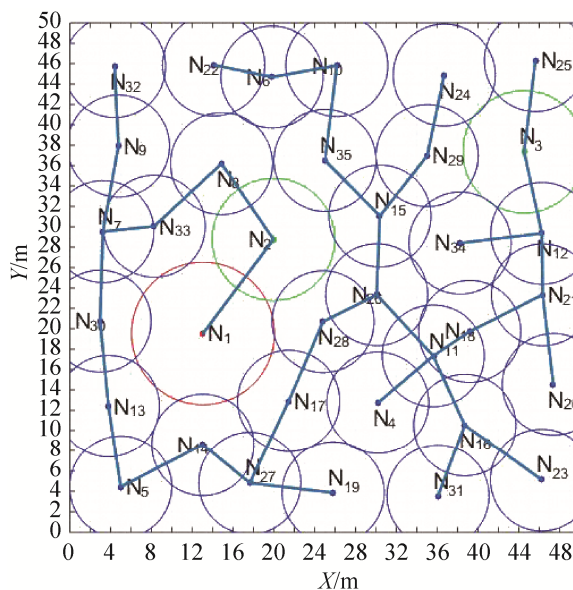


图 10 节点最终部署图  
Fig. 10 Final deployment of the network

图 11 为实验参数相同时，5 种算法对应的 WSN 部署优化对比图。从图 11 中可知，FPA 优化的覆盖率为 93.04%，而 IFPA 优化的网络覆盖率更高，平均可达到 94.55%，比其高出 1.51%，也比另外 3 种算法优化的覆盖率更高。这是由于 IFPA 中的贪心交叉策略使得任意一组的节点方案接收了来自最优一组节点方案中的一部分节点，以当前最优的一组部署方案(解)辅助其他部署方案共同搜



索, 从而提高了部署方案的覆盖率。20 代之前, 所有算法收敛的都很快。采用精英策略的 GA, 其前期收敛较快, 但后期因为种群多样性降低, 导致其收敛较慢, 解的精度较低。以收敛较快而著称的 PSO, 其前期收敛较快, 但后期陷入局部最优, 在 120 代左右已完全收敛。其中 DEA、FA 和 IFPA 都是基于贪心策略, 因此每次迭代都是保留最好的部署方案。在 20 代之前, 收敛较快。20 代之后, IFPA 因为贪心交叉策略的作用, 每代中最好的覆盖率都是优于 FPA 和 DEA。采用莱维飞行的 FPA 因为变更步长更加随机, 最后获得的解的精度高于任意 2 个个体进行差分计算的 DEA。迭代结束时, 只有 IFPA 处于完全收敛状态, 而其它两个算法正趋于收敛。

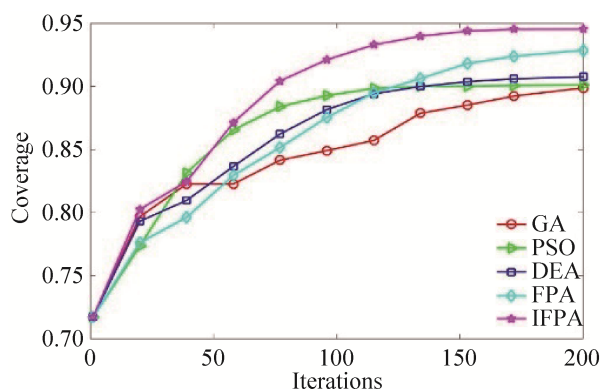


图 11 覆盖率对比  
Fig. 11 Coverage comparison

为更加符合实际环境中的部署, 我们对无线传感器网络部署在复杂环境中进行仿真, 监测区域为多边形, 障碍物设置为菱形, 其他参数如表 3 所示。我们将解的精度的高低作为算法适应性的指标, 解的精度越高, 算法自适应能力越强, 反之越弱。图 12~13 描述了节点数目为 25 时算法的部署效果。图 12 为节点随机抛洒的部署效果, 此时覆盖率为 65.96%, 使用 IFPA 优化部署后, 部署效果如图 13 所示, 此时覆盖率增加了 29.62%~95.58%, 由图可知, 整个网络处于连通状态。相较于矩形监测区域且无障碍物的部署环境, 此次的部署环境对 5 种算法的优化能力是一种新的挑战。图 14 为 5 种算法

对应的 WSN 部署优化对比图, IFPA 优化的覆盖率平均可达到 94.25%, 比 FPA 优化的 93.57%高出 0.68%。整体而言, 与 5 种算法在组一实验中表现出来的效果几乎一致。得益于 IFPA 中 Tent 映射策略, 以混沌映射生成新的节点, 替换掉一组方案中的个别节点, 迭代后期的种群才依然保持着多样性, 加强了算法跳出局部最优的能力, 进而使得算法可以继续有效的搜索, 所以 IFPA 算法的适应能力高于其他算法, 优化的覆盖率最高。GA 算法的适应性最差, 优化的覆盖率为 90.77%, 比 IFPA 低了 3.48%。

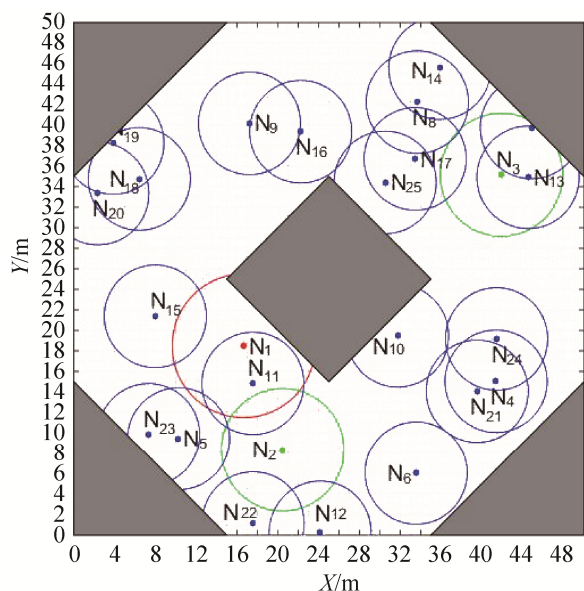


图 12 初始化部署图  
Fig. 12 Initial deployment

图 15 为节点数目不同时, 5 种算法的覆盖率对比。当节点数目为 45 时, IFPA 部署的方案可以使整个监测区域达到 100%覆盖, 而其他算法则需要 50 个节点才可以完全覆盖。以其它节点数目部署网络时, IFPA 对网络的覆盖优化能力都优于其它 4 种算法, 故在相同覆盖率要求下, 其部署所需的节点数目更少, 从而节约部署成本。从图 15 中还可知, 随着节点数目的增多, 每个算法的覆盖率增长的速度越来越慢。这是由于节点数目太多, 导致了冗余情况的发生, 优化效率下降。在 20 个节点和 30 个节点之间, 覆盖率增长的最快, 因为此

时节点数目较少,造成较多覆盖空洞,因而此时节点数目的增加带来的部署效益最大。以 GA 为例,在节点数目 20 个时,覆盖率为 81.43%,而 25 个时,达到了 90.77%,足足增长了 9.34%。

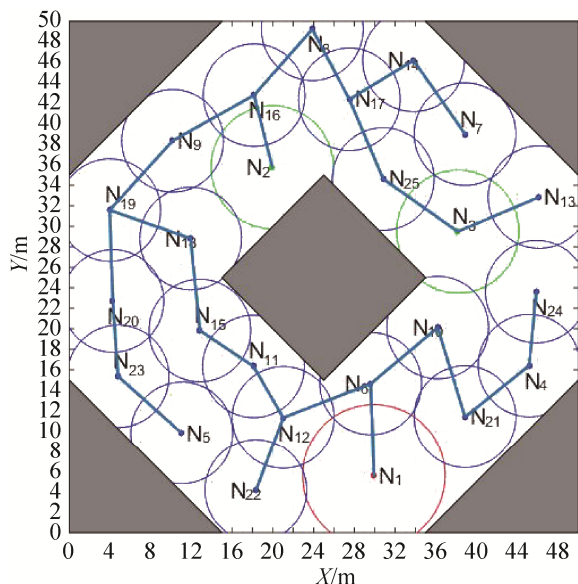


图 13 最终部署图

Fig. 13 Final deployment of the network

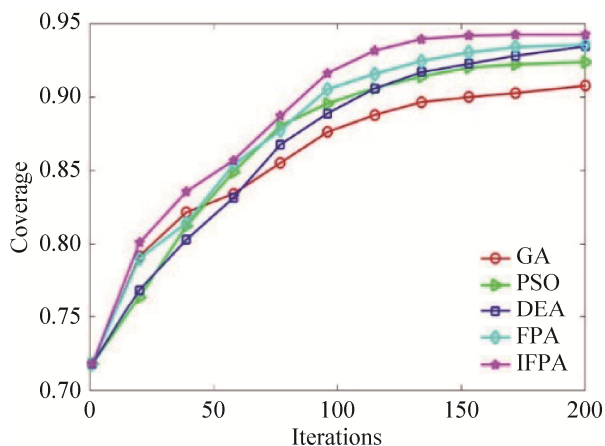


图 14 覆盖率对比

Fig. 14 Coverage comparison

仿真实验部分是对本文提出的算法与提到的几种对比算法进行性能测试,并将它们应用到异构传感器网络部署中。在实验的前半部分,基准函数测试验证了非线性收敛因子策略对 IFPA 的收敛性能有显著的提升作用。在实验的后半部分,将 5 种单目标算法应用到以网络覆盖率为优化目

标的网络部署中时,无论是无障碍物监测区域还是含有菱形障碍物的监测区域,IFPA 都有优异的表现,其中贪心交叉策略和 Tent 映射对此做出了贡献。

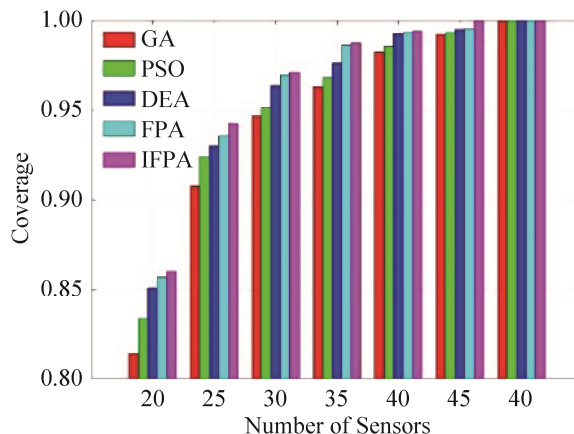


图 15 节点数目与覆盖率

Fig. 15 Number of nodes and coverage

## 5 结论

为了解决异构无线传感器节点部署在含有障碍物的监测区域的问题,本文前半部分在 FPA 基础上提出了一种改进算法 IFPA。首先,使用 Tent 映射初始化种群,丰富了种群多样性,当迭代后期种群多样性较低时,Tent 映射可产生映射序列,替换原有种群中个体的部分变量,故可维持种群的多样性。其次,设计的非线性收敛因子,约束原有算法的缩放因子,使步长呈非线性变化,促进了算法的全局搜索,从而提升了算法的收敛能力。之后,通过交叉、替换方式分别从附近个体和较优个体得到部分变量的贪心交叉策略,具有以较优个体辅助其余个体寻优的作用,提高了了解的精度。最后,通过基准函数测试,验证了 IFPA 比 FPA 具有更好的收敛性能。WSN 部署的仿真实验结果表明,IFPA 提高了无线传感器网络节点的覆盖性能,无论监测区域是否含有障碍物,相比其它对比算法,IFPA 部署的网络覆盖率最高,能够使用更少的节点实现同等覆盖率要求,故降低了网络的部署成本。

## 参考文献:

- [1] Mohieddine B, Abderrazak A, Sabbir A, et al. A Modular IoT Platform for Real-Time Indoor AirQuality Monitoring[J]. *Sensors* (S1424-8220), 2018, 18(2): 581-588.
- [2] Li Y J, Chen C S, Chi K K, et al. Two-tiered Relay Node Placement for WSN-based Home Health Monitoring System[J]. *Peer-to-Peer Networking and Applications* (S1936-6442), 2019, 12(3): 589-603.
- [3] Li M F, Lin H J. Design and Implementation of Smart Home Control Systems based on Wireless Sensor Networks and Power Line Communications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* (S0278-0046), 2014, 62(7): 4430-4442.
- [4] 胡中栋, 易涛, 王振东. 基于最优分簇的能量异构无线传感器网络路由协议[J]. *传感技术学报*, 2018, 31(8): 1240-1245.  
Hu Zhongdong, Yi Tao, Wang Zhendong. Energy Heterogeneous Wireless Sensor Networks Routing Protocol Based on Optimal Clustering[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2018, 31(8): 1240-1245.
- [5] Zhu C S, Leung V C M, Yang L T, et al. Collaborative Location-based Sleep Scheduling for Wireless Sensor Networks Integrated with Mobile Cloud Computing[J]. *IEEE Transactions on Computers* (S0018-9340), 2014, 64(7): 1844-1856.
- [6] 潘丽姣, 吴红英. 混沌逃逸粒子群优化算法在 WSN 覆盖优化中的应用[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2014, 26(2): 178-181.  
Pan Lijiao, Wu Hongying. Application of Chaotic Escape Particle Swarm Optimization Algorithm in Coverage Optimization of Wireless Sensor Networks[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2014, 26(2): 178-181.
- [7] 李劲, 岳昆, 刘惟一. 基于融合的无线传感器网络-集覆盖的分布式算法[J]. *电子学报*, 2013, 41(4): 659-665.  
Li Jin, Yue Kun, Liu Wei. Distributed Set k-Cover Algorithms for Fusion-Based Coverage in Wireless Sensor Networks [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(4): 659-665.
- [8] Chen C. A Coverage Algorithm for WSN based on the Improved PSO[C]//2015 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data and Smart City. Halong Bay: IEEE, 2015.
- [9] Deng X H, Yu Z Y, Tang R X, et al. An Optimized Node Deployment Solution Based on a Virtual Spring Force Algorithm for Wireless Sensor Network Applications[J]. *Sensors* (S1424-8220), 2019, 19(8): 1817-1831.
- [10] 胡小平, 曹敬. 改进灰狼优化算法在 WSN 节点部署中的应用[J]. *传感技术学报*, 2018, 31(5): 101-106.  
Hu Xiaoping, Cao Jing. Improved Grey Wolf Optimization Algorithm for WSN Node Deployment[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2018, 31(5): 101-106.
- [11] Qin N N, Xu J. An Adaptive Fish Swarm-Based Mobile Coverage in WSNs[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing* (S1530-8669), 2018.
- [12] Yang X S. Flower Pollination Algorithm for Global Optimization[C]. *International Conference on Unconventional Computing and Natural Computation*. Berlin: Springer, 2012.
- [13] Xu W H, Ji Z C, Wang Y. A Flower Pollination Algorithm for Flexible Job Shop Scheduling with Fuzzy Processing Time[J]. *Modern Physics Letters B* (S0217-9849), 2018, 32(34): 1840113.
- [14] Abdel-Raouf O, El-Henawy I, Abdel-Baset M. A Novel Hybrid Flower Pollination Algorithm with Chaotic Harmony Search for Solving Sudoku Puzzles[J]. *International Journal of Modern Education and Computer Science* (S2075-0161), 2014, 6(3): 38-44.
- [15] Jonker R, Volgenant A. A Shortest Augmenting Path Algorithm for Dense and Sparse Linear Assignment Problems[J]. *Computing* (S0010-485X), 1987, 38(4): 325-340.
- [16] 贾进章, 刘剑, 宋寿森. 基于邻接矩阵图的连通性判定准则[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2003, 22(2): 158-160.  
Jia Jinzhang, Liu Jian, Song Shousen. Judgement Criterion of Graph Connectivity based on Adjacent Matrix[J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science Edition)*, 2003, 22(2): 158-160.
- [17] Ruthmair M, Raidl G R. A Kruskal-based Heuristic for the Rooted Delay-constrained Minimum Spanning Tree Problem[C]// *International Conference on Computer Aided Systems Theory*. Berlin: Springer, 2009.
- [18] 王李进, 尹义龙, 钟一文, 等. 逐维改进的布谷鸟搜

- 索算法[J]. 软件学报, 2013, 24(11): 2687-2698.
- Wang Lijin, Yin Yilong, Zhong Yiwen, et al. Cuckoo Search Algorithm with Dimension by Dimension Improvemen[J]. Journal of Software, 2013, 24(11): 2687-2698.
- [19] Kaur G, Arora S. Chaotic Whale Optimization Algorithm[J]. Journal of Computational Design and Engineering (S1530-8669), 2018, 5(3): 275-284.
- [20] Toreini E, Mehrnejad M. A Novel Method in Fuzzy Data Clustering Based on Chaotic PSO[C]//2011 International Conference for Internet Technology and Secured Transactions. Abu Dhabi: IEEE, 2011.
- [21] Ahn C W, Ramakrishna R S. Elitism-based Compact Genetic Algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation (S1089-778X), 2003, 7(4): 367-385.
- [22] Storn R, Price K. Differential Evolution—a Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization Over Continuous Spaces[J]. Journal of global optimization (S0925-5001), 1997, 11(4): 341-359.