

文章编号: 2095-4980(2023)02-0225-10

## 基于改进萤火虫算法的 WSN 覆盖优化

董振平<sup>a,b,c</sup>, 陈亚州<sup>\*a,b,c</sup>, 于军琪<sup>a,b,c</sup>, 隋 龔<sup>a,b,c</sup>

(西安建筑科技大学 a.土木学院; b.信息与控制工程学院; c.建筑设备科学与工程学院, 陕西 西安 710055)

**摘要:** 针对无线传感器网络节点部署不均所导致的网络覆盖率较低问题, 以无线传感器网络覆盖率最大化为目标, 提出一种基于改进萤火虫算法(IFA)的网络覆盖优化方法。该方法运用佳点集方法初始化种群, 提高种群的多样性, 奠定全局搜索基础; 利用具有非线性指数递减的变形 Sigmoid 函数作为惯性权重, 平衡算法的全局搜索和局部开发能力; 采用高斯扰动策略对个体位置扰动更新, 避免算法早熟。仿真结果表明, 该算法与人工鱼群算法(AFSA)、种子杂交粒子群算法(HSPSO)和混沌萤火虫算法(CGSO)相比, 能有效提高网络覆盖率, 使节点部署分布更均匀。

**关键词:** 无线传感器网络; 萤火虫优化算法; 佳点集; 自适应惯性权重

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020537

## WSN coverage optimization based on Improved Firefly Algorithm

DONG Zhenping<sup>a,b,c</sup>, CHEN Yazhou<sup>\*a,b,c</sup>, YU Junqi<sup>a,b,c</sup>, SUI Yan<sup>a,b,c</sup>

(a.College of Civil Engineering; b.College of Information and Control Engineering; c.College of Building Equipment Science and Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an Shaanxi 710055, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of low network coverage caused by uneven deployment and distribution of Wireless Sensor Network nodes, with the goal of maximizing wireless sensor network coverage, a network coverage optimization strategy based on Improved Firefly Algorithm(IFA) is proposed. This method uses the good point set method to initialize the population, improve the diversity of the population and lay the foundation for the global search. Simultaneously, it uses the sigmoid function with non-linear exponential decline as the inertia weight to balance the global and local search capabilities of the algorithm. Then, Gaussian disturbance strategy is employed to perturb individual position update and avoid the premature of the algorithm. The simulation results indicate that compared with Artificial Fish Swarm Algorithm(AFSA), seed Hybrid Particle Swarm Optimization(HSPSO) and Chaotic Glowworm Swarm Optimization(CGSO), this algorithm effectively enhance the network coverage rate and make the WSN more evenly distributed.

**Keywords:** Wireless Sensor Networks; firefly optimization algorithm; good point set; adaptive inertia weight

无线传感网络(WSN)是由一定规模静止或移动的传感器节点组成, 通过无线通信方式以自组织形式组成的多跳无线网络。网络中的每个节点具有通信感知、计算储存数据、处理传输数据的能力, 而无线传感网络因具有抗毁灭性强、可靠性高、部署灵活等优势广泛用于军工农林、航空航天、结构健康监测等领域<sup>[1-2]</sup>。传感器节点目标区域覆盖率是衡量 WSN 服务质量的指标之一, 合理科学的传感器节点部署有利于提升 WSN 的综合性能。

近年来, 群智能算法在 WSN 覆盖优化上也得到广泛应用。李丽<sup>[3]</sup>等采用改进的鱼群算法(AFSA)进行布设优化, 提高了 WSN 节点覆盖率, 但算法在迭代后期搜索的盲目性较大; 冯琳<sup>[4]</sup>等利用种子杂交策略优化粒子群算法(HSPSO)优化 WSN 覆盖性能, 但后期精细局部搜索难以跳出局部最优; 董晓丹<sup>[5]</sup>等引入立方映射混沌算子提高萤火虫群算法(CGSO), 保持种群的多样性, 能满足网络覆盖优化的要求, 但要实现目标区域的完全覆盖仍需改

收稿日期: 2020-01-20; 修回日期: 2020-12-21

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2016CYC0701309-02)

\*通信作者: 陈亚州 email:cyz001996@163.com

进。上述方法在 WSN 节点部署虽行之有效，但为了满足实际应用的需求，WSN 的覆盖率仍需提高。

萤火虫算法(FA)是由 YANG X S 提出的一种群智能算法<sup>[6]</sup>，因设置参数少，性能优越，容易实现，被用于聚类分析<sup>[7]</sup>、传感器部署<sup>[8]</sup>、电力调度优化<sup>[9]</sup>等方面。但标准 FA 迭代后期收敛速度慢，易陷入局部极值，对此国内外学者提出许多改进的 FA 算法。文献[10]采用变步长策略较明显地提高了算法的收敛速度和精确度。文献[11]中采用逻辑映射和立方映射产生混沌序列对萤火虫的位置进行初始化，提高种群多样性并利用标准测试函数验证了改进算法的有效性。

为将 FA 算法更好地应用在 WSN 覆盖优化中，本文提出一种利用佳点集方法初始化、自适应惯性权重和高斯扰动等策略的改进萤火虫算法(IFA)，解决覆盖优化中存在的早熟收敛、易陷入局部最优等问题，与其他算法相比，其优化结果更优越。

## 1 标准萤火虫算法

萤火虫算法是一种启发式算法，模拟自然界中萤火虫通过发光进行定位沟通、觅食求偶而不断逼近目标的行为。该算法忽略萤火虫发光在生物学上的意义，利用其发光特性在周围搜索亮度高的萤火虫个体，并向其移动，从而实现位置的更新迭代，最终寻找到亮度最高的个体，即目标函数的最优值<sup>[6]</sup>。

### 1.1 萤火虫算法的 3 种假设

- 1) 萤火虫之间无性别之分，任何萤火虫都能被亮度更高的其他个体吸引。
- 2) 萤火虫个体的吸引力和亮度成正相关，对于任意 2 个萤火虫，亮度高的萤火虫会吸引亮度低的个体向其移动。
- 3) 如果某萤火虫周围没有比自己更亮的个体，则该萤火虫随机移动。

### 1.2 萤火虫算法：吸引力更新阶段

亮度和吸引力是萤火虫算法的 2 个基本要素。亮度体现萤火虫所处位置的优劣，亮度越高，其目标函数值越优；吸引力决定萤火虫移动的方向和距离。假设  $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  为种群中的第  $i$  只萤火虫，其中  $i=1, 2, \dots, n$ ;  $n$  和  $D$  分别为种群大小和维度。对于任意 2 个不同的萤火虫  $X_i$  和  $X_j(i \neq j)$ ，其之间的亮度和吸引力分别定义为：

$$I = I_0 e^{-\gamma \times r_{ij}^2} \quad (1)$$

$$\beta(r_{ij}) = \beta_0 e^{-\gamma \times r_{ij}^2} \quad (2)$$

式中： $\gamma \in [0, 1]$  为光吸收系数； $I_0$  为萤火虫的最大亮度，即萤火虫自身( $r=0$  处)的亮度； $\beta_0$  为最大吸引力，即萤火虫自身( $r=0$  处)的吸引力； $r_{ij}$  为 2 个萤火虫之间的 Euclidean 距离：

$$r_{ij} = \|X_i - X_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (3)$$

### 1.3 萤火虫算法：位置更新阶段

萤火虫  $i$  被亮度更高的萤火虫吸引，根据式(4)更新当前位置：

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \beta_{ij}(r_{ij})(X_i(t) - X_j(t)) + \alpha(\text{rand} - 0.5) \quad (4)$$

式中： $t$  为迭代次数； $\beta_{ij}(r_{ij})$  为萤火虫  $j$  对萤火虫  $i$  的吸引力； $\alpha$  为步长因子，为  $[0, 1]$  上的常数； $\text{rand}$  为  $[0, 1]$  上服从均匀分布的随机数。

## 2 WSN 节点覆盖优化模型

假设 WSN 的监测区域为一个二维平面  $A$ ，且为  $m \times n$  的网格，将其简化成像素点，每个网格的面积为 1。监测区域内分布着  $N$  个同构无线传感器节点，其节点的集合可描述为  $S_{\text{all}} = \{s_1, s_2, \dots, s_k, \dots, s_N\}$ ，且拥有相同的感知半径  $R$ 。因二元感知数学模型效果不理想，针对实际应用时监测环境的复杂性，本文采用文献[2]中的概率感知模型计算 WSN 的覆盖率。

## 2.1 节点感知模型

假设在被监测区域  $A$  内，WSN 中传感器节点  $s_k=(x_k, y_k)$  对目标点  $g=(x_i, y_i)$  的感知概率和 Euclidean 距离分别为：

$$P(s_k, g) = \begin{cases} 1, & d(s_k, g) \leq R - R_c \\ \exp\left(\frac{-\lambda_1 \alpha_1 \beta_1}{\alpha_2 \beta_2 + \lambda_2}\right), & |d(s_k, g) - R| = R_c \\ 0, & d(s_k, g) \geq R - R_c \end{cases} \quad (5)$$

$$d(s_k, g) = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (6)$$

式中： $d(s_k, g)$  是传感器节点和目标点之间的 Euclidean 距离； $R$  为感知半径； $R_c$  为传感器节点测量可靠性参数， $R_c \in (0, R)$ ； $\alpha_1 = R_c - R + d(s_k, g)$ ， $\alpha_2 = R_c + R - d(s_k, g)$ ； $\lambda_1, \lambda_2, \beta_1, \beta_2$  为传感器特性相关的测量参数。

## 2.2 网络覆盖模型

一般情况下，目标点需要同时被多个传感器节点协同感知监测，以提高传感器节点的测量概率。监测区域  $A$  内的传感器节点集  $S_{\text{all}}$  对目标点  $g$  的联合监测概率为：

$$P(S_{\text{all}}, g) = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P(s_i, g)) \quad (7)$$

该监测区域的覆盖率  $R_{\text{area}}(S_{\text{all}})$  为传感器节点集  $S_{\text{all}}$  的覆盖面积与监测区域总面积  $A$  的比值。

$$R_{\text{area}}(S_{\text{all}}) = \frac{A_{\text{area}}(S_{\text{all}})}{A} = \frac{\sum_{x_i} \sum_{y_j} P(S_{\text{all}}, g)}{m \times n} \quad (8)$$

将式(8)作为目标函数，用萤火虫算法求  $R_{\text{area}}(S_{\text{all}})$  的最大值，以提高 WSN 的覆盖率。

## 3 引入佳点集和自适应惯性权重的萤火虫算法

### 3.1 佳点集初始化种群策略

在群智能算法中，初始化阶段若能使种群均匀分布在目标监测区域中，对后续的寻优过程有着事半功倍的效果。标准 FA 采用随机初始化的方法，初始化种群多样性难以保障，进而影响全局最优值的质量。本文提出基于佳点集方法的种群初始化，以提高种群的多样性和保证解的质量。

华罗庚等<sup>[12-13]</sup>提出了佳点集的概念，它具有良好的分布性。其定义与构造如下：

1) 设  $V_D$  为  $D$  维欧式空间内的单位立方体，即  $x \in V_D$ ， $x \in (x_1, x_2, \dots, x_D)$ ，其中  $0 \leq x_i \leq 1$ ， $i = 1, 2, \dots, D$ 。

2) 若  $r \in V_D$ ，形为  $P_n(i) = \left\{ \left( \{r_1^{(n)} * i\}, \{r_2^{(n)} * i\}, \dots, \{r_D^{(n)} * i\} \right) \mid 1 \leq i \leq n \right\}$ ，其偏差  $\phi(n)$  满足  $\phi(n) \leq V(r, \varepsilon) n^{-1+\varepsilon}$ ，则称  $P_n(i)$  为佳点集， $r$  为佳点，其中  $V(r, \varepsilon)$  为仅与  $r$  和  $\varepsilon$  相关的正常数， $\varepsilon$  为任意小的正数。

3) 一般情况下，用分圆域法求佳点集  $r$ ，取  $r = 2\cos(2k\pi/t)$ ， $1 \leq k \leq D$ ， $t$  为满足的最小素数，或取  $r = e^k$ ， $1 \leq k \leq D$ ， $r$  均为佳点。

由佳点集定理证明可得，佳点集在  $D$  维欧式空间内的单位立方体进行近似函数积分时，其加权比其他方法所得误差都要小，原因是佳点集的构造与空间维数  $D$  无关，能够很好地适应高维度函数问题；且佳点集法稳定性高，偏差小，因此具有分布均匀的特点。

图 1 为混沌逻辑序列法、混沌立方序列法和佳点集方法产生的规模为 100 的二维初始化种群分布对比图。从图中可看出，采用佳点集方法初始化种群比其他两种方法更均匀，更稳定，且增加了初始萤火虫群的多样性，提高了初始种群的质量，避免出现算法早熟收敛，进而提高算法的全局优化能力。

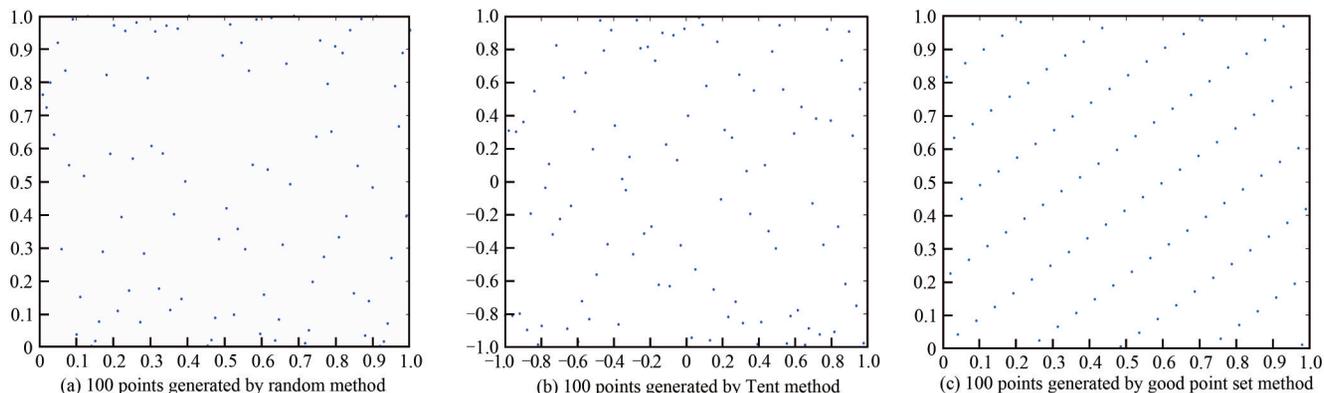


Fig.1 Distribution of initial population in 2-dimensional space by three methods respectively

图 1 3种方法在二维空间初始化种群分布图

### 3.2 自适应惯性权重

群智能算法在全局搜索和局部开发能力之间需保持平衡，全局搜索能力即寻找亮度更高个体的能力，保持种群的多样性；局部开发能力即在当前最优位置附近寻找更亮个体的能力，保证算法对局部的精细搜索。因此，平衡FA算法中全局搜索能力和局部开发能力非常重要。

标准FA中，迭代前期需要较大的更新移动距离，保证全局搜索能力，提升收敛速度；随着迭代次数的增加，需要较小的更新移动距离，加强在当前最优解附近局部开发能力。为提升算法的搜索精确度和收敛速度，利用变形Sigmoid函数非线性指数递减特点来改进萤火虫算法<sup>[14]</sup>，在位置更新公式中引入惯性权重 $w(t)$ ，新的位置更新如下：

$$X_i(t+1) = w(t)X_i(t) + \beta_{ij}(r_{ij})(X_i(t) - X_j(t)) + \alpha(t+1)(rand - 0.5) \quad (9)$$

$$w(t) = \frac{3}{5 \left( 1 + \exp\left(\frac{6t}{T_{\max}}\right) \right)} + 0.3 \quad (10)$$

$$\alpha(t+1) = \max(\alpha_{\min}, \min(A(t), \alpha_{\max})) \quad (11)$$

$$A(t) = \alpha(t) \exp\left(\frac{-(f_{\text{gbest}} - f_{\text{pbest}})^2 (T_{\max} - t)}{T_{\max}}\right) \quad (12)$$

式中： $T_{\max}$ 为最大迭代次数； $w(t)$ 为权重系数， $w(t) \in [0, 1]$ ； $\alpha(t+1)$ 为可变步长； $f_{\text{gbest}}$ 为当前萤火虫全局最优解的适应值； $f_{\text{pbest}}$ 为当前萤火虫局部最优解的适应度值； $\alpha_{\max}, \alpha_{\min}$ 分别为步长的上下限。

由式(10)可知，惯性权重 $w(t)$ 随迭代次数的增加呈指数递减，满足不同演化阶段萤火虫对移动距离不尽相同的要求，使萤火虫个体向高质量区域快速移动，增加算法全局搜索能力。式(12)通过学习种群和个体的经验，保持较好的搜索开发方向，避免了算法迭代前期陷入局部优化，后期过早收敛，提高了算法精确度，使之具有更稳定的局部搜索能力。

### 3.3 高斯扰动策略

通过对标准FA算法分析可知，随着迭代次数增加，萤火虫个体逐渐向种群中适应度高的个体靠拢，容易使算法陷入局部最优。对此，本文对种群每一代全局最优个体用高斯分布进行微小扰动，提高算法跳出局部最优的能力，防止算法早熟。

$$G_{\text{best}_{\text{new}}} = G_{\text{best}} \times (1 + \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2)) \quad (13)$$

式中： $G_{\text{best}_{\text{new}}}$ 为扰动后的位置； $G_{\text{best}}$ 为当前最优位置； $\mu$ 为均值， $\sigma^2$ 为方差。对新的全局最优位置按式(14)进行更新：

$$G_{\text{best}}^{t+1} = \begin{cases} G_{\text{best}_{\text{new}}}^t, & f(G_{\text{best}_{\text{new}}}^t) < f(G_{\text{best}}^t) \\ G_{\text{best}}^t, & f(G_{\text{best}_{\text{new}}}^t) \geq f(G_{\text{best}}^t) \end{cases} \quad (14)$$

### 4 覆盖优化策略

本文算法的 WSN 覆盖优化目标是：利用一定数量的传感器节点实现对目标监测区域覆盖率最大化问题，把目标区域覆盖优化问题转化为  $R_{area}(S_{all})$  最大值问题，即求得传感器节点的最优位置的部署。将覆盖率问题中传感器节点位置寻优过程具体为萤火虫种群间的生物行为，所求最优解集即为节点部署位置。算法中种群包含  $n$  个萤火虫，每个萤火虫个体拥有相同的维度，且都代表传感器节点的一种覆盖分布方式。目标监测区域为二维平面，则萤火虫个体的维度是传感器节点数的 2 倍，其中第  $2i$  和第  $2i-1$  维分别为第  $i$  个传感节点的横、纵坐标。IFA 流程如图 2 所示，具体算法步骤如下：

Step1 设置算法光吸收系数  $\gamma$ 、最大吸引力  $\beta_0$ 、步长因子  $\alpha$ 、种群规模  $n$ 、迭代次数  $t$ 、维度  $D$  等参数。

Step2 根据 3.1 所述方法对种群进行初始化，获取每个萤火虫的位置信息，设  $t=1$ ；

Step3 根据式(9)更新每个萤火虫位置；

Step4 计算种群中每个萤火虫个体的适应度值，找到种群当前全局最优的位置。

Step5 根据式(10)和(11)分别更新惯性权重和步长因子；

Step6 根据式(13)进行高斯扰动，新旧位置对比后，优则保留；否则，舍弃扰动后的位置。

Step7 判断算法是否达到  $T_{max}$ ，若满足，则算法结束，输出最优覆盖率和传感器节点位置坐标；否则，返回至 Step3。

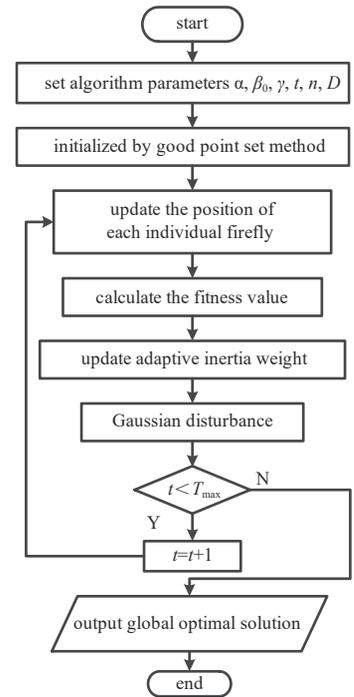


Fig.2 IFA flow of the proposed algorithm

图2 IFA算法步骤流程

### 5 仿真实验与分析

#### 5.1 仿真环境

为验证本文 IFA 在 WSN 覆盖优化问题的有效性，使用 Matlab 2017a 进行仿真，将 FA, IFA 与其他文献中的方法 (AFSA<sup>[3]</sup>, HSPSO<sup>[4]</sup>, GCSO<sup>[5]</sup>) 进行对比。为确保比较算法的公平性，在模拟各种算法时，实验参数设置与文献中参数保持一致。

#### 5.2 实验结果

1) 与 AFSA 算法对比

仿真实验参数设置与文献[3]相同，即目标监测区域为 50 m × 50 m 的二维平面，传感器节点为 40 个，其感知半径  $R=5$  m，通信半径  $r=10$  m，迭代次数为 300 次。图 3 为 AFSA 算法、FA 算法和 IFA 算法覆盖优化的迭代曲线图，图 4 为优化后的传感器节点部署图，表 1 为随机分布、AFSA、FA 和 IFA 算法的覆盖优化结果对比。

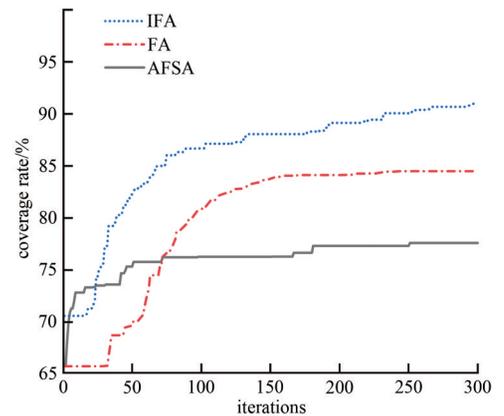


Fig.3 Optimal iteration curves of coverage

图3 覆盖率优化迭代曲线图

表1 优化结果对比

Table1 Comparison of optimization results

deployment strategy	coverage/%	evenness	iteration time/s
random deployment	66.23	15.64	0
AFSA	76.90	11.82	568
FA	84.43	9.20	641
IFA	90.90	8.65	608

分析图 4 和表 1 可知，在相同条件下，IFA 算法的网络覆盖率达到 90.90%，与随机分布、AFSA 算法和 FA 算法相比，IFA 算法覆盖率分别提升了 24.67%、14%、6.47%，均匀度数值分别降低了 7.99、3.1、0.55，减少了覆盖冗余，改善目标区域节点聚集现象。此外，由图 3 可知，IFA 算法在第 45 代时覆盖率就已达 AFSA 的 76.90%。说明改进策略有效提升收敛速度，能较快实现目标区域的传感器节点部署。

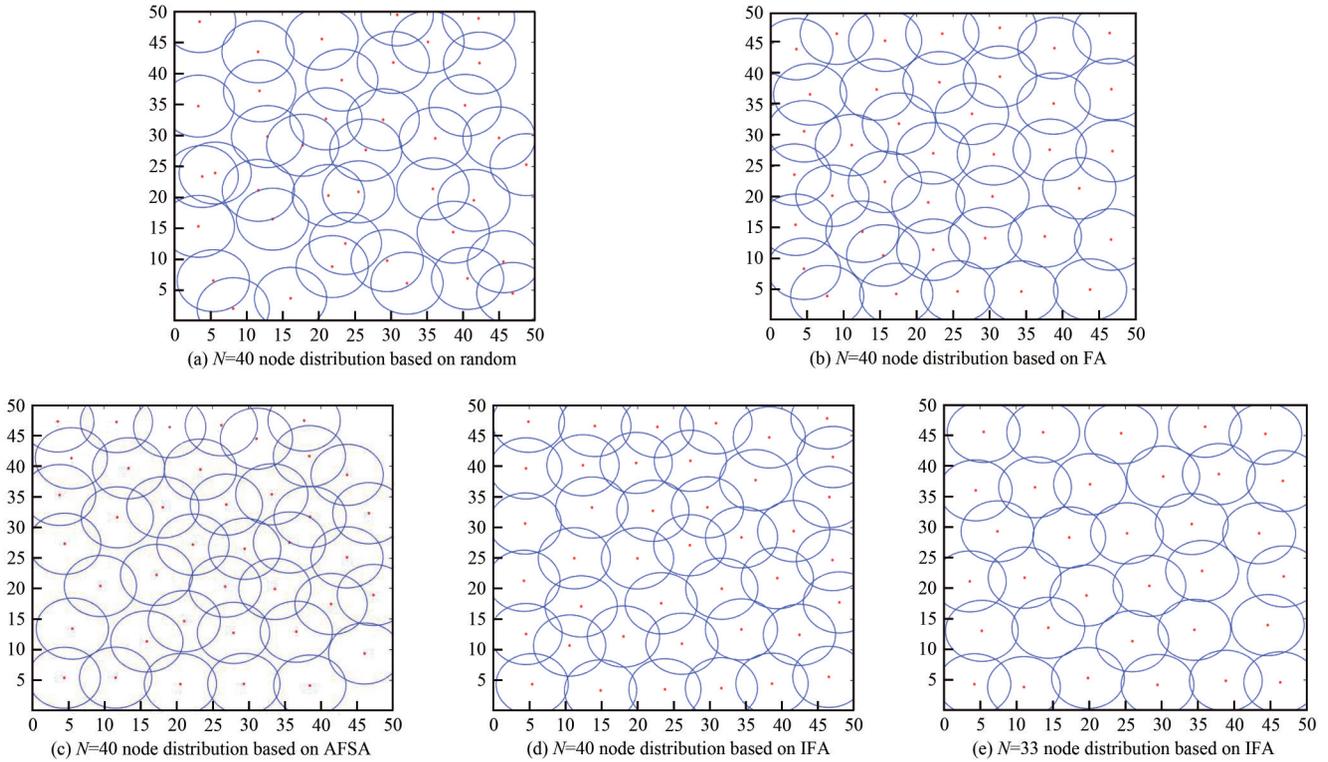


Fig.4 Optimized node deployment  
图4 优化后节点部署

2) 与 HSPSO 算法对比

将该仿真实验参数保持与文献[4]一致，即目标监测区域为 80 m×80 m 的二维平面，同构传感器节点个数为 40 个，其感知半径  $R=8$  m，通信半径  $r=16$  m，迭代次数为 80 次。图 5~6 分别为 HSPSO 算法、FA 算法和 IFA 算法在监测区间覆盖优化的迭代曲线图和优化后的传感器节点部署图，表 2 为随机抛洒、HSPSO、FA 和 IFA 算法的覆盖优化结果对比。

表2 优化结果对比

Table2 Comparison of optimization results

deployment strategy	coverage/%	evenness	iteration time/s
random deployment	66.60	19.12	0
HSPSO	79.79	14.35	627
FA	79.60	14.62	452
IFA	90.60	13.04	486

由图 5~6 可知，随机抛洒部署的监测区域中存在大量的覆盖

冗余和漏洞。采用标准 FA 算法和 HSPSO 算法进行节点部署，2 种算法的覆盖率和均匀度数值不相上下，且它们在迭代前期时，算法易陷入局部最优，使覆盖率停滞不前。分析表 2 可知，IFA 算法用于 WSN 覆盖优化中，传感器节点在监测区域分布均匀，覆盖率和均匀度分别为 90.60% 和 13.04，相较于节点随机部署、HSPSO 算法和 FA 算法，覆盖率分别提高了 24%、10.81% 和 11%，均匀度数值分别降低了 6.08、1.31 和 1.58。均匀度与标准差有关，通常情况下，均匀度值越小，覆盖效果越好。

3) 与 CGSO 算法对比

将仿真实验参数设置与文献[5]一致，即监测区域为 100 m×100 m 的二维平面，同构传感器节点是 100 个，感知半径  $R=7$  m，通信半径  $r=14$  m，迭代次数为 1 000 次。图 7~8 分别为 CGSO 算法、FA 算法和 IFA 算法在覆盖优化时的迭代曲线图和优化后的传感器节点部署图，表 3 为随机抛洒、CGSO 算法、FA 算法和 IFA 算法的覆盖优化结果对比。

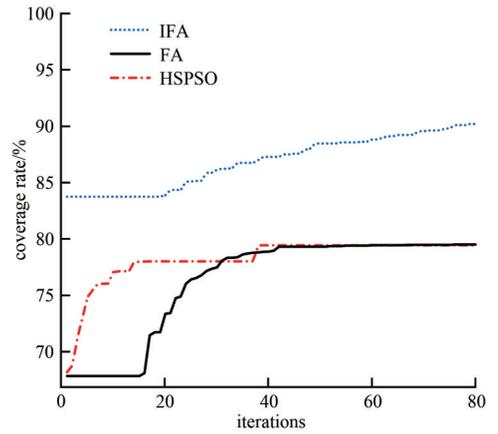


Fig.5 Optimal iteration curves of coverage  
图5 覆盖率优化迭代曲线图

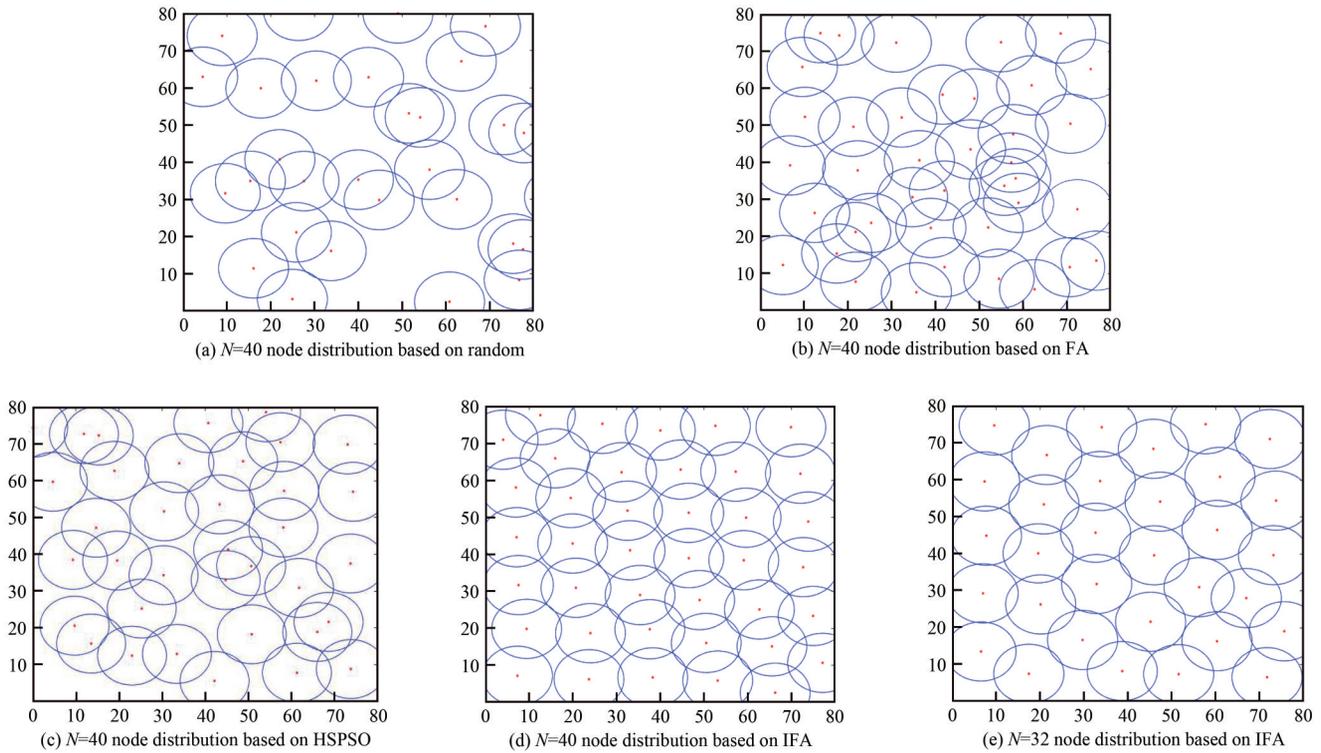


Fig.6 Optimized node deployment  
图 6 优化后节点部署

表 3 优化结果对比

Table3 Comparison of optimization results

deployment strategy	coverage/%	evenness	iteration time/s
random deployment	75.19	15.73	0
CGSO	97.70	11.88	2 200
FA	87.98	13.38	1 178
IFA	98.83	11.57	2 055

分析图 7 和表 3 可知，在相同仿真参数下，IFA 算法在 WSN 覆盖优化中的覆盖率和均匀度为 98.83% 和 11.57，与节点随机分布、CGSO 算法和 FA 算法相比，覆盖率分别提高了 23.64%、1.13% 和 10.85%；均匀度分别降低了 4.16、0.31 和 1.81。经过反复测试知，IFA 算法覆盖率和均匀度均优于 CGSO 算法，并且 IFA 算法采用 90 个传感器节点，其覆盖率就能达到 97.84%，比 CGSO 算法节省了 10 个传感器，可以降低部署成本，提高传感器的利用率。另外，由图 7 可知，IFA 算法在 619 代实现收敛，比 FA 提前了 253 代，加快了算法收敛速度。

4) 步长对覆盖率的影响

为研究步长大小对覆盖率的影响，将 IFA 算法的实验参数设为目标监测区域为 80 m×80 m 的二维平面，感知半径  $R=8$  m，迭代次数为 300 次。分别设置步长为  $\alpha=0.1$ 、 $\alpha=0.4$  和  $\alpha=0.8$ ，对目标监测区域进行覆盖优化，观察其对覆盖率和均匀度的影响，结果如图 9~10 所示。

由图 9~10 可知，当步长  $\alpha=0.8$  时，迭代时间较短，算法虽能跳出局部最优，但搜索精确度不高；当步长  $\alpha=0.1$  时，未克服早熟收敛的缺点，迭代耗时为变步长策略的 2 倍，其网络覆盖率和均匀度与  $\alpha=0.8$  效果相当；而适中的步长虽能提高覆盖率和均匀度，但仍不如变步长策略优化的效果好。表 4 中变步长策略的监测区覆盖率高达 92.30%，均匀度为

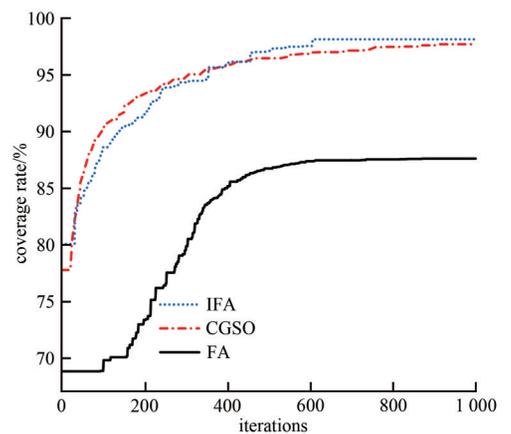


Fig.7 Optimal iteration curves of coverage  
图 7 覆盖率优化迭代曲线图

表 4 优化结果对比

Table4 Comparison of optimization results

step size	coverage/%	evenness	iteration time/s
$\alpha=0.1$	80.45	14.38	853
$\alpha=0.4$	89.83	13.07	472
$\alpha=0.8$	81.63	14.21	389
variable step	92.30	12.63	416

12.63。与  $\alpha=0.1, \alpha=0.4, \alpha=0.8$  相比, 覆盖率分别提高了 11.85%, 2.47% 和 10.67%; 均匀度值分别降低了 1.75, 0.44 和 1.58。

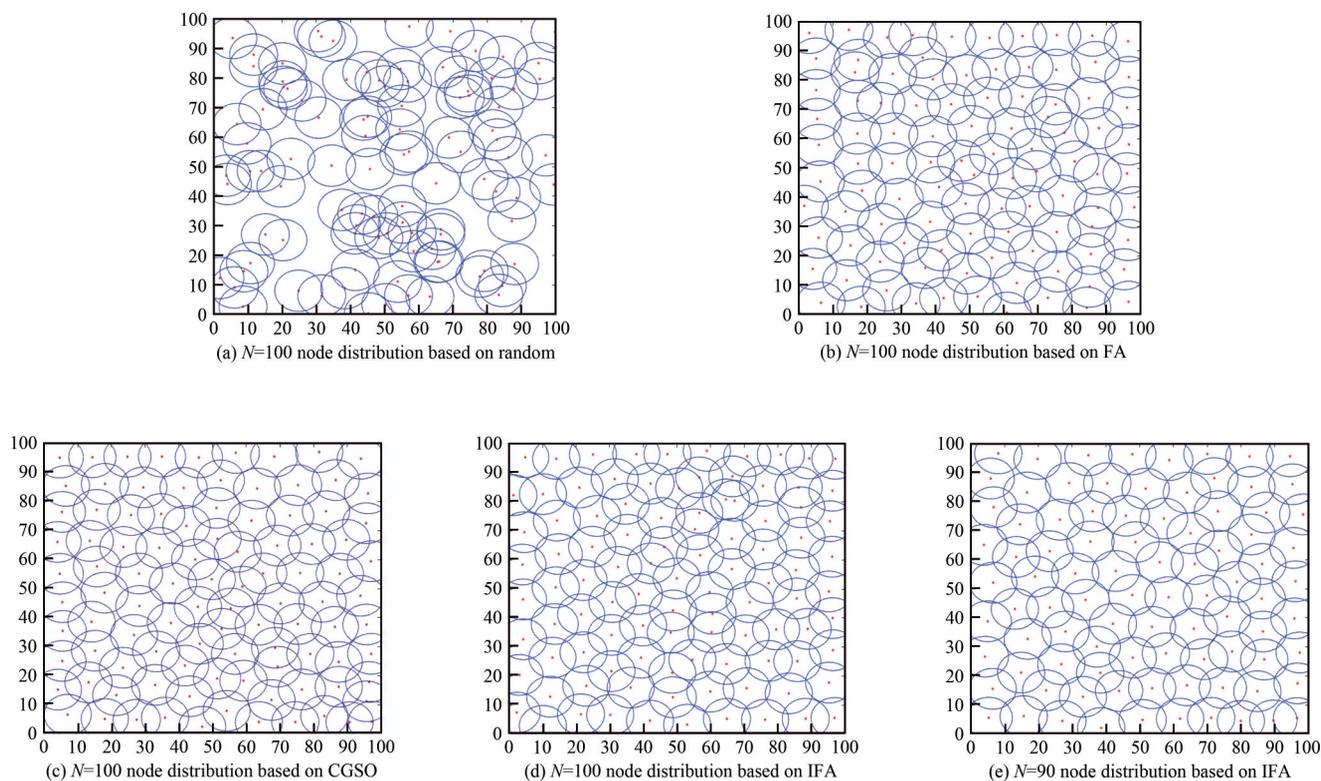


Fig.8 Optimized node deployment

图 8 优化后节点部署

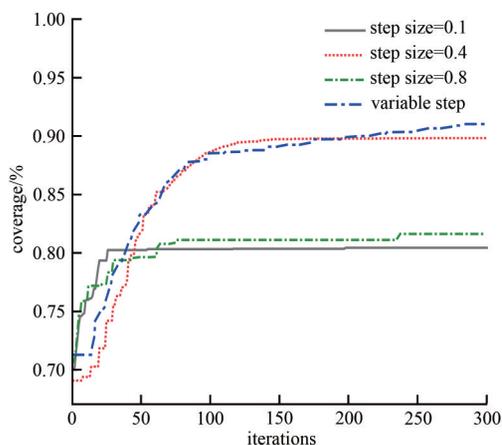


Fig.9 Network coverage when variable step changes

图 9 步长大小变化对网络覆盖的影响

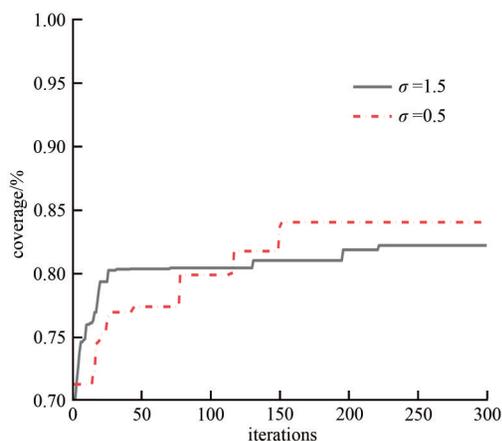


Fig.11 Network coverage when disturbance size changes

图 11 扰动参数对网络覆盖的影响

### 5) 扰动参数对覆盖率的影响

为研究扰动参数对覆盖率和均匀度的影响, 将 IFA 算法仿真实验参数设定为: 目标监测区域为  $80\text{ m} \times 80\text{ m}$  的二维平面, 感知半径  $R=8\text{ m}$ , 迭代次数为 300 次。设置高斯扰动参数分别为  $\sigma=0.5$  和  $\sigma=1.5$ , 对目标监测区域进行覆盖优化, 观察其对覆盖率和均匀度的影响, 结果如图 11~12 所示。由图 11 可知, 当  $\sigma=0.5$  时, 覆盖率较高, 且很容易跳出局部最优, 说明  $\sigma=0.5$  时, 扰动在一定程度上有助于算法跳出早熟收敛; 当  $\sigma=1.5$  时, 算法跳出早熟陷阱花费的时间较长, 且效果不理想。

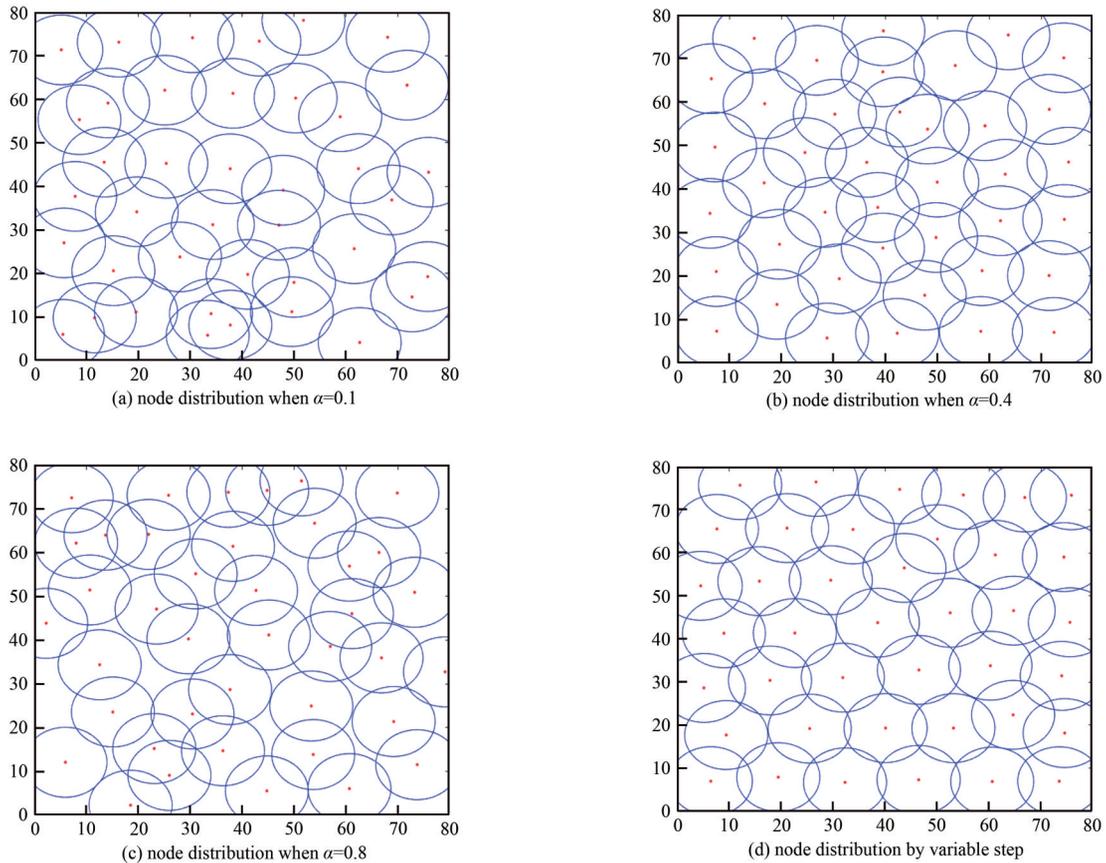


Fig.10 Optimized node deployment  
图 10 优化后节点部署

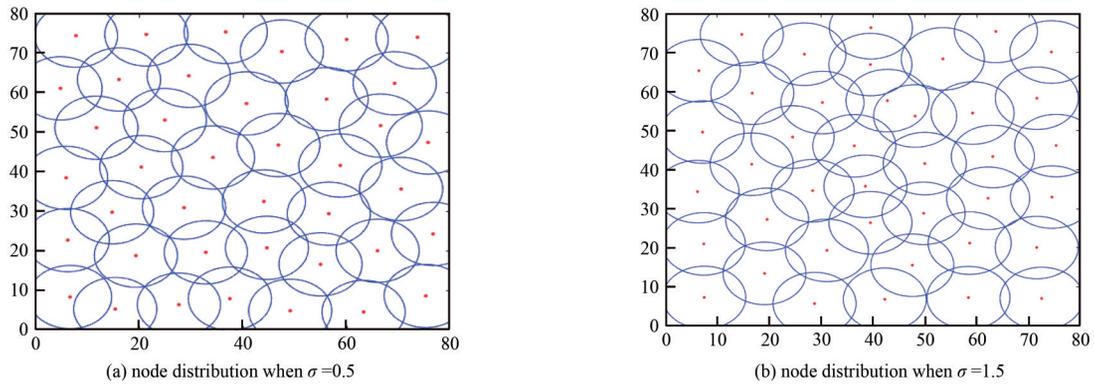


Fig.12 Optimized node deployment  
图 12 优化后节点部署

由图 12 和表 5 可知，两者的均匀度数值和算法迭代演化所用时间不相上下，其中  $\sigma=0.5$  时，目标区域覆盖冗余和覆盖漏洞较少，传感器节点分布较为均匀。

表 5 优化结果对比

Table5 Comparison of optimization results

step size	coverage/%	evenness	iteration time/s
$\sigma=0.5$	84.73	13.35	425
$\sigma=1.5$	82.21	13.89	486

## 6 结论

本文针对无线传感器网络节点部署优化问题，提出一种佳点集自适应惯性权重的萤火虫优化算法(IFA)。通过 IFA 算法与其他算法对比仿真实验，证明改进后的算法具有更好的覆盖率和收敛速度，拥有平衡全局和局部搜索的能力，其最优覆盖率比 AFSA 算法、HSPSO 算法和 CGSO 算法分别提高了 14%、10.81% 和 1.13%，均匀度值降低了 7.99、6.08 和 4.16；并在相同覆盖率的条件下，IFA 算法所需传感器节点数量较少，节省了部署成本。但在复

杂环境中应用时, 算法还需考虑网络覆盖均匀度、网络连通性和网络寿命等因素, 综合考虑这些因素后进行多目标的传感器节点部署优化, 是今后 WSN 覆盖优化重要的研究方向。

#### 参考文献:

- [ 1 ] ABDOLLAHZADEH S, NAVIMIPOUR N J. Deployment strategies in the wireless sensor network: a comprehensive review[J]. Computer Communications, 2016(91-92):1-16. doi:10.1016/j.comcom.2016.06.003.
- [ 2 ] LI Qiangyi, LIU Ningzhong. Monitoring area coverage optimization algorithm based on nodes perceptual mathematical model in wireless sensor networks[J]. Computer Communications, 2020,155(2):227-234. doi:10.1016/j.comcom.2019.12.040.
- [ 3 ] 李丽, 李会, 张天丽, 等. 基于改进鱼群算法的 WSN 覆盖优化策略[J]. 微电子与计算机, 2013,30(2):83-86. (LI Li, LI Hui, ZHANG Tianli, et al. Strategy of WSN coverage optimization by Improved Artificial Fish Swarm Algorithm[J]. Microelectronics & Computer, 2013,30(2):83-86.) doi:10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2013.02.021.
- [ 4 ] 冯琳, 冉小旻, 梅关林. 基于改进粒子群算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015,13(3):487-490. (FENG Lin, RAN Xiaomin, MEI Guanlin. Wireless sensor network coverage optimization based on improved particle swarm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(3):487-490.) doi:10.11805/TKYDA201503.0486.
- [ 5 ] 董晓丹, 丁力. 一种混沌萤火虫算法的 WSN 节点分布优化研究[J]. 电光与控制, 2017,24(3):74-76. (DONG Xiaodan, DING Li. Chaotic Glowworm Swarm Optimization Algorithm in sensor deployment for Wireless Sensor Networks[J]. Electronics Optics & Control, 2017,24(3):74-76.) doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2017.03.017.
- [ 6 ] YANG X S. Firefly Algorithms for multimodal optimization[J]. Mathematics, 2009(5792):169-178.
- [ 7 ] TIAN Mengchu, BO Yuming, CHEN Zhimin, et al. A new improved firefly clustering algorithm for SMC-PHD filter[J]. Applied Soft Computing, 2019(85):1-15. doi:10.1016/j.asoc.2019.105840.
- [ 8 ] ZHOU Guangdong, XIE Meixi, YI Tinghua. Optimal wireless sensor network configuration for structural monitoring using automatic-learning firefly algorithm[J]. Advances in Structural Engineering, 2018,22(6):1-12. doi:10.1177/1369433218797074.
- [ 9 ] 张荣权, 王怀志, 王贵斌. 基于改进萤火虫算法的冷热电联系统多目标优化调度[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2018, 45(1):92-100. (ZHANG Rongquan, WANG Huaizhi, WANG Guibin. Multi-objective optimal dispatching of combined cooling, heating and power system based on improved firefly algorithm[J]. Journal of North China Electric Power University(Science and Technology), 2018,45(1):92-100.) doi:10.3969/j.issn.1007-2691.2018.01.13.
- [ 10 ] YU S H, ZHU S L. A variable step size firefly algorithm for numerical optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2015(263):214-220. doi:10.1016/j.amc.2015.04.065.
- [ 11 ] IZTIO F, MATJAZ P, SALAHUDDIN M. A review of chaos-based firefly algorithms: perspectives and research challenges[J]. Applied Mathematics and Computation, 2015,252(4):155-165. doi:10.1016/j.amc.2014.12.006.
- [ 12 ] 华罗庚, 王元. 数论在近似分析中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 1978. (HUA Luogeng, WANG Yuan. Applications of number theoretic methods in approximate analysis[M]. Beijing: Science Press, 1978.)
- [ 13 ] 李海坤, 谢珍建, 陈正方. 基于佳点集-量子粒子群算法的交直流系统无功优化方法研究[J]. 电力科学与技术学报, 2016,31(3):95-102. (LI Haikun, XIE Zhenjian, CHEN Zhengfang. Research on reactive power optimization method of AC/DC system based on good point set-quantum particle swarm algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016,31(3):95-102.) doi:10.3969/j.issn.1004-1699.2017.08.021.
- [ 14 ] 宋一民, 李煜. 基于高斯扰动和指数递减策略的改进蝙蝠算法[J]. 计算机应用研究, 2020,37(5):1384-1389. (SONG Yimin, LI Yu. Improved bat algorithm based on Gaussian disturbance and exponential decrease strategy[J]. Application Research of Computers, 2020,37(5):1384-1389.) doi:10.19734/j.issn.1001-3695.2018.10.0802.

#### 作者简介:

董振平(1970-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为结构健康检测工作. email:603192729@qq.com.

于军琪(1969-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能建筑、智能与节能控制技术和智慧城市.

陈亚州(1996-), 男, 硕士, 主要研究方向为钢结构健康检测.

隋龔(1978-), 男, 博士, 副教授, 主要从事古建筑结构及其抗震性能研究.