

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.05.002

# 贝叶斯预测蜂群算法在无线传感器网络优化中的应用

付光杰,胡明哲

(东北石油大学 电气信息工程学院,黑龙江 大庆 163318)

**摘要:**针对无线传感器网络(WSN,wireless sensor network)节点分布不合理,存在较多的监测盲区等不足,提出了利用贝叶斯预测人工蜂群算法(BPABC,Bayesian predictive artificial bee colony algorithm)制定节点分布方案。BPABC 算法借鉴贝叶斯预测算法的思想对蜂群算法中各蜜源存在最优解的概率进行预测,并以此为依据指导跟随蜂寻优工作。采用 BPABC 算法对 WSN 中的节点分布进行优化,与人工蜂群算法、全局人工蜂群算法制定的优化方案进行比较。结果表明,BPABC 在平均覆盖率、最差覆盖率等方面均优于其他两种算法,并且 BPABC 算法在迭代收敛速度方面也有明显的优势。为了进一步验证改进算法的实用性,采用 BPABC 制定不同监测区域的 WSN 节点分布方案。WSN 的覆盖率均在 97%左右,并且标准差不超过 0.005%。由此可见,基于 BPABC 的 WSN 节点分布优化方案具有较高的覆盖率、良好的适应性和稳定性。

**关键词:**无线传感器网络;节点分布;人工蜂群算法;贝叶斯预测算法;覆盖率

**中图分类号:**TP212.9

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-582X(2018)05-015-08

## Application of Bayesian predictive bee colony algorithm in WSN optimization

FU Guangjie, HU Mingzhe

(School of Electrical Engineering and Information, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, Heilongjiang, P.R.China)

**Abstract:** The node distribution of wireless sensor network(WSN) is often unreasonable, and always has many monitoring blind spots. Aiming at this problem, Bayesian predictive artificial bee colony algorithm (BPABC) is proposed to develop a node distribution scheme. Based on the idea of Bayesian prediction algorithm, this algorithm predicts the probability of optimal solution of each nectar source in the bee colony algorithm, and guides the followed bees to seek optimal solution. A designed algorithm is used to optimize the distribution of nodes in WSN, and the effect is compared with those of artificial bee colony algorithm and global artificial bee colony algorithm. The results show that BPABC is superior to the other two algorithms in terms of average coverage and worst coverage. Besides, this algorithm also has obvious advantages in iterative convergence rate. In order to further verify the practicability of the improved

**收稿日期:**2017-12-29

**基金项目:**东北石油大学国家自然科学基金校内培育基金资助项目(py120219);东北石油大学研究生创新科研资助项目(YJSCX2016-029NEPU)。

Supported by 2016 National fund and School nurturing fund of Northeast Petroleum University(py120219) and Northeast Petroleum University Innovation Foundation for Postgraduate(YJSCX2016-029NEPU).

**作者简介:**付光杰(1962—),女,东北石油大学教授,博士生导师,主要从事电力电子与电力传动、无线传感器网络等研究,(E-mail)657533415@qq.com。

algorithm, this paper uses BPABC algorithm to develop WSN node distribution scheme for different monitoring areas. Coverage for all WSNs is around 97% with a standard deviation no more than 0.005%. It can be seen that the WSN node distribution optimization scheme based on BPABC has high coverage, good adaptability and stability.

**Keywords:** wireless sensor network (WSN); node distribution; artificial bee colony algorithm; Bayesian prediction algorithm; coverage rate

无线传感器网络(WSN, wireless sensor network)中存在大量传感器节点,其中每个节点的位置均会直接影响 WSN 的感知能力和工作效率,只有合理部署各节点的位置才能保证 WSN 对目标区域进行高效稳定的监测<sup>[1-3]</sup>。因此 WSN 节点部署算法研究对 WSN 的发展具有重要意义。文献[4]将混沌算法与粒子群算法相结合,增强粒子群逃逸局部最优的能力,但运用此种方法收敛速度和平均覆盖率均不理想。文献[5]针对 WSN 节点分布优化问题,以果蝇算法为基础,改进气味函数,使其更好地应用于点覆盖。但此算法中的目标函数需要对  $\omega$  进行设定,不同的  $\omega$  对 WSN 的优化效果有较大影响。文献[6]所用算法吸取了粒子群算法与协同进化算法的优势,进一步增强搜索进化能力,由于每次变异交叉操作均采用简单的随机方式,因此搜索效率低,寻优速度较慢。文献[7]采用人工蜂群算法对 WSN 部署方案进行制定,所得方案覆盖率高,但收敛速度过慢。文献[8]将差分进化算法与蜂群算法相结合,增强蜜蜂的搜索能力,可以在短时间内获取最佳部署方案。

为了更好地优化 WSN 节点分布,采用覆盖率较高的传统人工蜂群算法(ABC, artificial bee colony)作为基础算法,再借鉴贝叶斯预测算法的思想,在收敛速度方面进行改进,提出贝叶斯预测人工蜂群算法(BPABC, Bayesian prediction artificial bee colony algorithm),并应用此算法制定节点分布方案,再与传统蜂群算法及全局引导蜂群算法(GABC, global artificial bee colony)的优化方案进行对比,以验证 BPABC 算法的优越性。

## 1 问题描述

在实际应用中,最简单的 WSN 节点分布方法是随机部署,这种方式会出现大量重复覆盖的区域,造成资源浪费,无法完成预定的监测任务。而经过优化后的部署方案,可以使 WSN 最大限度地覆盖监测区域。因此,WSN 的节点分布情况会直接影响其对目标区域的监测效果,合理部署其中各节点可以提升 WSN 的工作性能以及监测能力。此问题具体模型描述如下<sup>[9-11]</sup>:

设存在二维监测区域 A,用于目标区域的 WSN 中存在  $N$  个传感器节点,每个节点的感知半径都是  $r$ ,所有节点可记为  $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 。 $(x_i, y_i)$  代表节点  $s_i$  在区域 A 中的位置坐标。为了方便计算覆盖率,将目标区域 A 离散成  $m \times n$  个点  $p_j$ ,其中  $m, n$  分别为纵横坐标的离散点总数,任意点的坐标为  $(x, y)$ 。定义节点  $s_i$  与离散点  $p_j$  之间的距离为

$$d(s_i, p_j) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} \quad (1)$$

根据实际应用情况,采用传感器感知概率模型为

$$P\{s_i, p_j\} = \begin{cases} 1, & d(s_i, p) \leq r, \\ e^{-qd(s_i, p)}, & e^{-qd(s_i, p)} > \theta, \\ 0, & e^{-qd(s_i, p)} < \theta, \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P\{s_i, p_j\}$  为节点  $s_i$  能够感知到离散点  $p_j$  的概率,  $\theta$  为感知极限,  $q$  为传感器感知性能衰减速率。当节点与离散点之间的距离小于感知半径,则感知概率恒为 1;反之,感知概率会以指数方式减小直至为 0。由于 WSN 中节点之间的感知概率互为独立,因此综合每个节点的状态即可确定对应离散点能否被有效监测,此时概率可表示为

$$P_j = P\left(\bigcup_{i=1}^N P\{s_i, p_j\}\right) = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P\{s_i, p_j\}), \quad (3)$$

式中: $P_j$  为某离散点  $p_j$  被传感器网络感知到的概率。

综合考虑每个离散点的被感知概率即可掌握 WSN 对目标区域的监测情况,为了清晰地反映 WSN 的感

知能力,将能所有被感知的点与所有离散点的比值定义为 WSN 的覆盖率

$$Z = \frac{\sum_{j=1}^{m \times n} P_j}{m \times n} \quad (4)$$

WSN 节点优化问题就是将网络中的每个节点放置在最合适的位置,使网络覆盖率最大化。由此可见,算法的适应度函数应该定义为

$$f(x) = \max(Z) = \max\left(\frac{\sum_{j=1}^{m \times n} P_j}{m \times n}\right) \quad (5)$$

## 2 传统人工蜂群算法

人工蜂群算法(ABC,artificial bee colony algorithm)是仿照蜜蜂种群中各蜜蜂之间协作搜寻蜜源的过程而演化成的一种智能算法<sup>[12]</sup>。此种算法将蜂群中的蜜蜂划分为雇佣蜂、跟随蜂、侦查蜂 3 类。3 种蜜蜂相互配合搜索最优蜜源。算法中的蜜源为优化问题的可行解。

ABC 算法中设蜂群的规模为  $P$ ,其中每个个体均含有  $d$  个元素,且定义  $X_{\min}^j$  与  $X_{\max}^j$  ( $j=1,2,\dots,d$ ) 为每个元素的上、下极限值。 $\mathbf{X}(t)=(X_{1,t},X_{2,t},\dots,X_{P,t})$  为经过  $t$  次迭代后的蜂群, $t=1,2,\dots,G_{\max}$ ,其中  $G_{\max}$  为最大迭代次数。在传统 ABC 算法中,雇佣蜂与跟随蜂数量均为  $P/2$ ,侦查蜂的数量是根据算法运行状况而确定<sup>[13-15]</sup>。

ABC 算法初始化为

$$x_i^j = x_{\min}^j + \alpha(x_{\max}^j - x_{\min}^j), \quad (6)$$

式中: $x_i^j$  为第  $i$  个蜜源的第  $j$  个元素, $i=1,2,\dots,P/2,j=1,2,\dots,d$ ; $\alpha$  在  $0\sim 1$  的随机数。

雇佣蜂的更新为

$$v_i^j = x_i^j + \omega(x_i^j - x_k^j), \quad (7)$$

式中: $x_k^j$  为第  $k$  个蜜源的第  $j$  个元素, $k=1,2,\dots,P/2$ ,且  $k \neq i$ ; $\omega$  为  $-1\sim 1$  的随机数。再通过计算目标函数的函数值来评价对比蜜源的质量,并进行优劣更替。

传统 ABC 算法采用轮盘赌概率法反映各蜜源的状态,跟随蜂以此为依据对蜜源进行搜索更新。若算法运行过程中某一蜜源的局部搜索次数达到  $l$  ( $l$  为单个蜜源的最大搜索次数),则认为在这个蜜源的邻域内不存在适应度更好的蜜源,侦查蜂将舍弃该蜜源并按照式(6)重新获取新蜜源。

通过以上的分析可以得出,由于传统人工蜂群算法每次搜索只改变一个维度的元素,因此需要大量的迭代才能找到最优解,导致收敛速度过慢。除此之外,每次搜索都是以单纯的随机函数方式对元素进行更新,导致在搜索过程中产生大量较差的可行解,浪费计算资源,降低搜索效率。

## 3 贝叶斯预测人工蜂群算法

针对传统蜂群算法搜索效率低,收敛速度慢等缺陷,文中算法借鉴文献[16]中的贝叶斯预测算法思想,对蜂群算法进行改进。首先需要对传统蜂群算法中的蜂群数量进行调整,在传统蜂群算法中,雇佣蜂和跟随蜂的数量是相等的,以满足所有蜜源的更新需求。在此算法中,设置少量初始雇佣蜂,其数量为  $a$ 。雇佣蜂的更新公式与传统蜂群算法相同。跟随蜂的数量为  $b$ ,其包括两部分:一部分用于局部搜索( $b_1$ );另一部分在搜索过程中当满足一定条件可转化为雇佣蜂( $b_2$ )。

贝叶斯预测算法的思想是根据先前经验与当前计算获得的信息预测问题每个分量存在最优解的概率。为了更准确地预测各雇佣蜂对应蜜源邻域存在最优解的概率,在 BPABC 算法设置先验概率与后验概率,其中先验概率  $V_{t-1}[n]$  是指前一次迭代各蜜源对应存在最优解的概率,后验概率是通过计算当前各蜜源对目标区域的覆盖率,并按照轮盘赌的方式获得各蜜源附近邻域存在最优解的概率。第  $t$  代的预测概率的获取是以先验概率为基础,在根据后验概率对其进行修正调整。其具体更新公式为

$$V_t[n] = \frac{V_{t-1}[n] \times P_{t,n}}{\sum_{i=1}^E V_{t-1}[i] \times P_{t,i}}, \quad (8)$$

式中: $V_t[n]$ 为第 $t$ 代、第 $n$ 个蜜源附近存在最优解的概率; $P_{t,n}$ 则为第 $t$ 代通过计算得到第 $n$ 个蜜源的后验概率; $E$ 为蜜源的总数,初始时为 $a$ ,算法运行过程中, $E$ 值会变化为 $(a + b_2)$ 。采用式(8)将算法运行经验与当前数据结合,可以更加客观准确地预测最优解的位置。

跟随蜂搜索环节所有跟随蜂会在预测概率向量 $V_t$ 的指导下对用于搜索各蜜源的跟随蜂数量进行调整。第 $t$ 代各蜜源具体分配的跟随蜂数目为

$$F_t[i] = V_t[i] \times b, \quad (9)$$

式中: $F_t[i]$ 为第 $t$ 次迭代时算法指派在第 $i$ 个蜜源附近搜索的跟随蜂数目, $i=1,2,\dots,E$ 。在分配跟随蜂的过程中不可避免地会出现跟随蜂数目为小数的现象,算法采取向下取整的原则处理此种情况。依照以上的分配方法会出现少量闲置跟随蜂,此时算法会根据闲置跟随蜂的数量选取等量的未有效搜索蜜源(最优解存在概率小所导致)进行一对一匹配搜索。这样就可以保证跟随蜂的利用率以及算法搜索的全面性。

每只跟随蜂均按照式(10)和式(11)进行更新,

$$w_m^j = x_m^j + r \times \beta, \quad (10)$$

$$r = 5 - 4 \times \frac{t}{G_{\max}}, \quad (11)$$

式中: $w_m^j$ 为第 $m$ 个跟随蜂中的第 $j$ 个元素, $m=1,2,\dots,F_t[i]$ ;  $x_m^j$ 则为第 $i$ 个蜜源的第 $j$ 个元素, $i=1,2,\dots,E$ ;  $r$ 为搜索半径; $\beta$ 为 $-1\sim 1$ 的随机数; $t$ 为算法迭代次数。每只跟随蜂均会以目标蜜源为基点,在半径为 $r$ 的范围内随机取值。将跟随蜂的所有搜索结果与目标蜜源进行对比,适应度函数值最优的结果替换目标蜜源,若对比后目标蜜源的适应度函数值仍为最优,则保留目标蜜源,并且将局部搜索的次数 $c$ 增加1。

在算法运行过程中,当某个蜜源的预测概率超过50%时,BPABC算法对蜜源划分成2个二级蜜源进行分区搜索,每个蜜源的预测概率均为原来的1/2,并且更新公式不变,只是2个二级蜜源的 $\alpha$ 取值与先前不同,分别为 $-1\sim 0$ 和 $0\sim 1$ 的随机数。筛选每个二级蜜源附近适应度函数值最好的跟随蜂作为新的蜜源,若此蜜源附近所有跟随蜂的结果均不如划分前的蜜源,则保留原来的原蜜源结果与预测概率,局部搜索次数加1。

贝叶斯预测蜂群算法具体运行流程如下:

**Step1** 初始化。对算法中的各参数进行设定,并初始化雇佣蜂搜索的蜜源,各蜜源的先验概率均设置为 $1/a$ 。对每个蜜源进行评价并获得后验概率。按照式(6)计算初始蜜源的预测概率向量。

**Step2** 雇佣蜂环节。雇佣蜂对相应蜜源按照式(7)进行搜索。完成评价后,对所有蜜源和预测概率进行优化更新操作,局部搜索次数 $c$ 置0。对于不满足更新条件的蜜源,则其局部搜索次数 $c$ 增加1。

**Step3** 跟随蜂环节。对照预测概率产生二级蜜源,并根据式(9)对所有跟随蜂进行分配。按照式(10)和式(11)对各蜜源进行搜索,评价,并完成蜜源、局部搜索次数的替换更新工作。统计蜜源以及跟随蜂的数量。

**Step4** 蜜源淘汰环节。当蜜源的数量超过蜜源数量上限 $M$ 时,算法按照上一环节所评价的质量,淘汰质量差的蜜源,直至蜜源数量满足要求。随后获取现存蜜源的预测概率向量。并记录全局最优蜜源 $x_{\text{best}}$ 。

**Step5** 侦查蜂环节。若某一蜜源的局部搜索次数达到1,侦查蜂会对蜜源重新进行初始化。并更新预测概率向量。

**Step6** 若全局迭代次数 $t$ 未到达 $G_{\max}$ ,则跳转到Step2;否则,结束算法运行。

## 4 实验仿真

研究采用 Matlab 编写算法对贝叶斯预测蜂群算法的运行效果进行测试,并对其应用于 WSN 节点分布优化方面的优越性进行验证。将 BPABC、GABC、ABC 3 种算法的优化结果进行对比。设 WSN 中存在 60 个完全相同的传感器节点,其感知半径皆为 20 m。为了突显 BPABC 的算法性能,因此这里随机对算法的参数进行设定,预设的参数如下: $a=20, b=80$ (其中 $b_1=60, b_2=20$ ), $l=20, G_{\max}=500$ 。WSN 应用于 $200\text{ m} \times 200\text{ m}$ 的监测区域中。其他 2 种算法相关参数与上述参数相同,3 种算法分别运行 200 次,运行结果如表 1 所示。

表 1 3 种算法的优化结果对比

Table 1 Comparison of 3 kinds of optimization results

比较参数	BPABC	GABC	ABC
平均覆盖率/%	97.34	94.71	91.83
最差覆盖率/%	95.79	93.15	90.56
得到最优解时平均迭代次数	166	207	286

由表 1 可知,经过多次实验,基于 BPABC 算法的 WSN 可以覆盖目标区域 97% 左右的面积,此种算法最差的覆盖结果也可达 95% 以上。在寻优速度方面,BPABC 可以在大约 166 次时得到最优分布方案。对比其他 2 种算法可知,BPABC 算法在以上这些方面具有明显的优势。3 种算法的迭代优化曲线如图 1 所示。

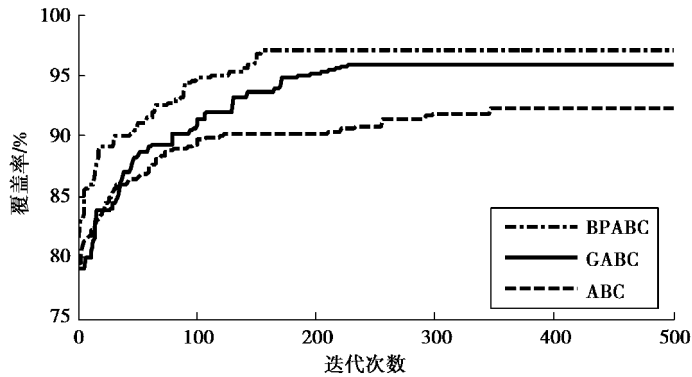


图 1 ABC、GABC、BPABC 3 种算法的覆盖率优化曲线图

Fig.1 The curve of coverage optimization of ABC, GABC, BPABC algorithm

由图 1 可知,相比于 ABC、GABC 算法,BPABC 算法能够在最短时间内获取最佳节点分布方案,并且此方案的覆盖率同样优于其他 2 种算法。除此之外,运用 BPABC 算法覆盖率大致保持增长趋势,有效地摆脱局部最优的状态。因此,综上所述,应用 BPABC 算法可以更好地完成节点优化任务。

采用 BPABC 算法制定的 WSN 节点分布方案如图 2 所示。对比 2 图可知,若不对节点分布进行规划则会出现大量的监测重叠区域(如图 2(a)),降低 WSN 的工作效率。采用 BPABC 算法对节点分布进行优化(如图 2(b)),优化结果显示,每个节点分布较为合理,覆盖盲区较少,大幅度提升 WSN 的监测性能。

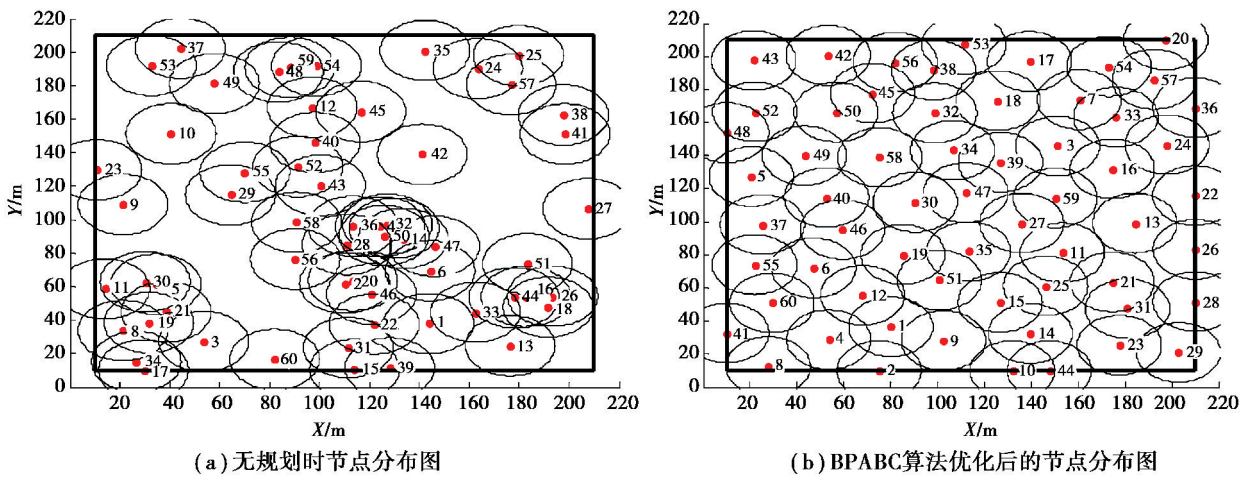


图 2 基于 BPABC 算法的节点优化效果图

Fig.2 Node optimization distribution based on BPABC algorithm

为了进一步检测 BPABC 算法的性能,采用 3 种算法对节点数目不同的 WSN 进行优化,在节点数目不同时,3 种算法的覆盖率变化如图 3 所示。当 WSN 中节点不充足时,对比 3 种算法生成的方案,节点之间的

覆盖区域几乎不存在交集,因此 3 种方案具有相似的覆盖率。3 种优化算法的覆盖率随着节点数目的增加而增加,增加速率逐渐变小,但 BPABC 的优化效果始终优于其他 2 种,并且当节点数达到 60 时,BPABC 算法的优势体现得更加明显。

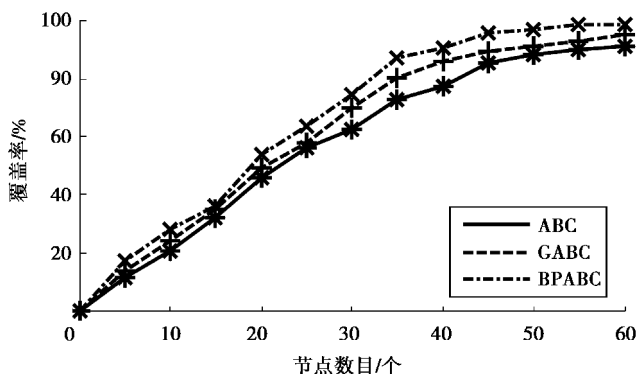


图 3 ABC、GABC、BPABC 算法的覆盖率变化曲线

Fig.3 The curve of coverage based on ABC, GABC, BPABC algorithm

以上分析结果皆针对正四边形监测区域,为了验证文中所用算法的推广价值,将 BPABC 算法应用于与上述监测面积相同的正三角形、矩形、正五边形、正六边形监测区域。经过算法优化后,各监测区域的节点分布图如图 4 所示。

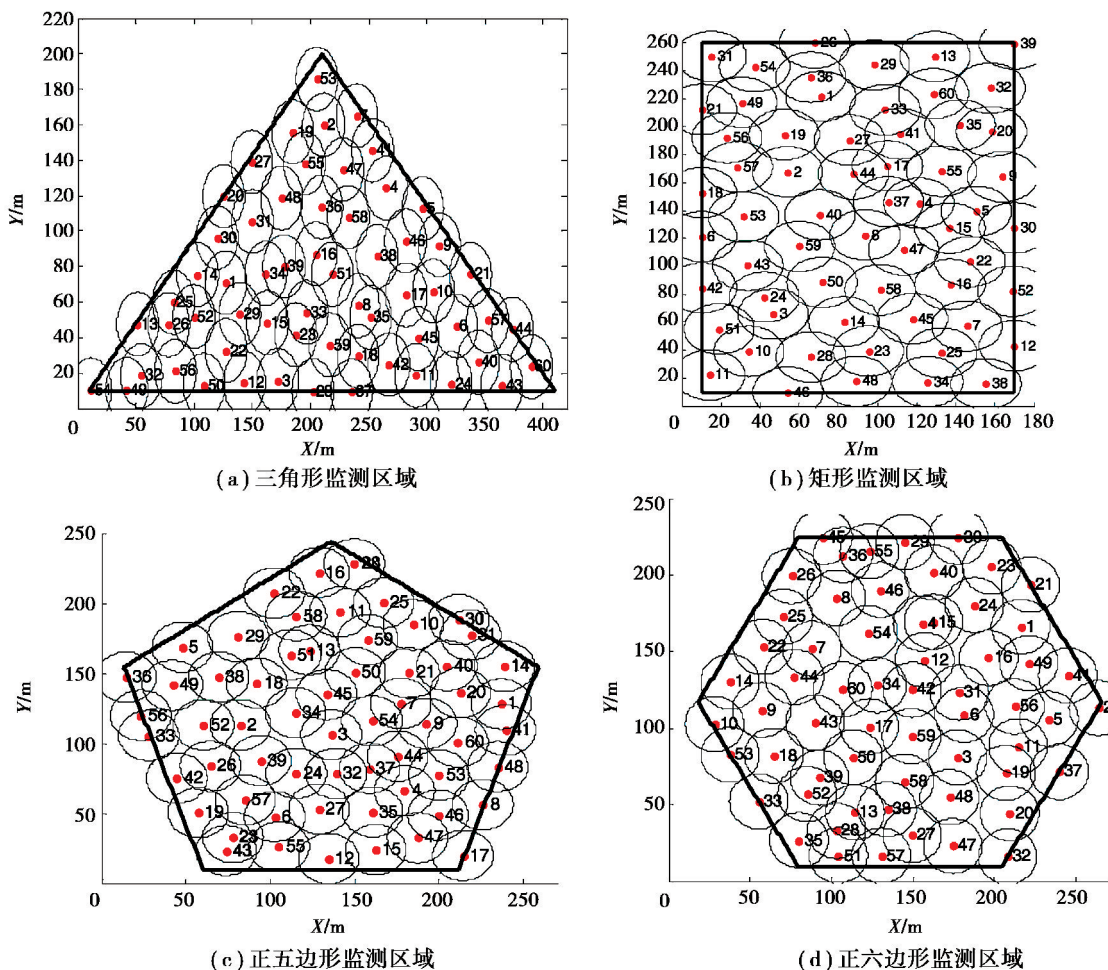


图 4 不同监测区域的 WSN 节点分布方案

Fig.4 WSN node distribution scheme for different monitoring areas

运用 BPABC 算法对各监测区域中的节点优化部署 200 次,运行结果如表 2。

表 2 不同监测区域的优化结果对比

Table 2 Comparison of optimization results for different monitoring areas

参数	三角形	正四边形	矩形	正五边形	正六边形
平均覆盖率/%	97.63	97.34	97.05	96.86	97.71
最差覆盖率/%	96.07	95.79	95.41	96.14	95.88
覆盖率标准差	0.003 2	0.003 8	0.002 7	0.004 3	0.003 5

根据以上的数据和分布图可知,经过 BPABC 算法优化后的节点部署方案对各监测区域具有较高的覆盖率,虽然运用 ABC、GABC 算法同样能实现较均匀部署,但覆盖率方面仍然不如 BPABC 算法制定的方案。通过仿真对比,BPABC 算法对任意区域的平均覆盖率和最差覆盖率均可达到 95%以上。且覆盖率的标准差不超过 0.005。这说明采用 BPABC 算法具有很强的适应性和较高的稳定性,在进行节点分布优化时可以不受监测区域形状的影响,只与其面积有关。因此将 BPABC 算法应用于 WSN 节点分布优化问题具有一定的推广价值。

## 5 结 论

针对 WSN 网络节点优化问题提出了 BPABC 算法,此种算法引入贝叶斯预测算法思想,预测人工蜂群算法中各蜜源存在最优解的概率,根据所得的预测结果对各蜜源进行有针对性地搜索,有效地提高了搜索效率。对 BPABC 算法进行编程仿真,仿真实验表明,BPABC 算法可以在较少的迭代次数下获取高覆盖率的节点分布方案,并且对于任意监测区域均可制定满足监测需求的方案,由此可见,算法具有良好的适应性。未来可以根据实际需求在算法中增加其他优化目标函数,使优化后的方案更好地在实际中进行应用。

### 参考文献:

- [1] Benatia M A, Sahnoun M, Baudry D, et al. Multi-objective WSN deployment using genetic algorithms under cost, coverage, and connectivity constraints[J]. *Wireless Personal Communications*, 2017;1-30.
- [2] Yang H, Xunbo L I, Wang Z, et al. A novel sensor deployment method based on image processing and wavelet transform to optimize the surface coverage in WSNs[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2016, 25(3):495-502.
- [3] Cong C. A coverage algorithm for WSN based on the improved PSO[C]// *International Conference on Intelligent Transportation, Big Data and Smart City*. [S.l.]:IEEE, 2015:12-15.
- [4] 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):177-181.  
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): 177-181. (in Chinese)
- [5] 姚勇涛, 吴雪, 吴喆. 基于改进的果蝇优化算法的 WSN 节点部署设计[J]. *华东理工大学学报(自然科学版)*, 2016, 42(4):545-551.  
YAO Yongtao, WU Xue, WU Zhe. Wireless sensor network node deployment design based on improved fruit fly optimization algorithm[J]. *Journal of East China University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2016, 42(4): 545-551.(in Chinese)
- [6] 王长清, 黄静. 基于协同进化粒子群算法的无线传感器网络节能优化覆盖算法[J]. *河南师范大学学报(自然版)*, 2016, 44(1):54-58.  
WANG Changqing, HUANG Jing. Energy-saving coverage algorithm for wireless sensor network based on co-evolutionary

- particle swarm optimization[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2016, 44(1): 54-58. (in Chinese)
- [ 7 ] Xu X, Zhou G, Chen T. Research on coverage optimisation of wireless sensor networks based on an artificial bee colony algorithm[M]. Geneva; Inderscience Publishers, 2015.
- [ 8 ] 熊伟丽, 刘欣, 陈敏芳, 等. 基于差分蜂群算法的无线传感器网络节点分布优化[J]. 控制工程, 2014, 21(6):1036-1040. XIONG Weili, LIU Xin, CHEN Minfang, et al. Node distribution optimization in wireless sensor networks based on differential bee colony algorithm[J]. Control Engineering of China, 2014, 21(6):1036-1040. (in Chinese)
- [ 9 ] Yang H, Li X, Wang Z, et al. A novel sensor deployment method based on image processing and wavelet transform to optimize the surface coverage in WSNs[J]. Chinese Journal of Electronics, 2016, 25(3):495-502.
- [10] Guo Y N, Cheng J, Liu H Y, et al. A novel knowledge-guided evolutionary scheduling strategy for energy-efficient connected coverage optimization in WSNs[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2017, 10(3):547-558.
- [11] 陈树, 钱成. 一种多目标的覆盖优化策略在 WSNs 中的应用[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(10):151-154. CHEN Shu, QIAN Cheng. Application of a multi-objective coverage optimization strategy in WSNs[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2014, 33(10): 151-154. (in Chinese)
- [12] 朱志洁, 张宏伟, 王春明. 基于人工蜂群算法优化支持向量机的采场底板破坏深度预测[J]. 重庆大学学报:自然科学版, 2015, 38(6):37-43. ZHU Zhijie, ZHANG Hongwei, WANG Chunming. Prediction of floor damaged depth in working area based on support vector machine and artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Chongqing University. 2015, 38(6): 37-43. (in Chinese)
- [13] Kiran M S, Hakli H, Gunduz M, et al. Artificial bee colony algorithm with variable search strategy for continuous optimization[J]. Information Sciences, 2015, 300(S):140-157.
- [14] Brajevic I. Crossover-based artificial bee colony algorithm for constrained optimization problems[J]. Neural Computing & Applications, 2015, 26(7):1587-1601.
- [15] Maeda M, Tsuda S. Reduction of artificial bee colony algorithm for global optimization[J]. Neurocomputing, 2015, 148(33):70-74.
- [16] 姜允志, 郝志峰, 张宇山, 等. 贝叶斯预测型进化算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(8):1846-1858. JIANG Yunzhi, HAO Zhifeng, ZHANG Yushan, et al. Bayesian forecasting evolutionary algorithm[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(8): 1846-1858. (in Chinese)

(编辑 詹燕平)