

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107539

基于主成分分布谷鸟搜索算法的 WSN 覆盖优化*

张春雨^{1,2,3} 刘晓东⁴ 孙丽君^{1,2,3} 陈天飞^{1,2,3}

(1. 河南工业大学 粮食信息处理与控制教育部重点实验室 郑州 450001; 2. 河南工业大学 机器感知与智能系统重点实验室 郑州 450001; 3. 河南工业大学 信息科学与工程学院 郑州 450001; 4. 海康威视数字技术股份有限公司 杭州 310000)

摘要: 覆盖控制是很多无线传感器网络应用中基础且关键的问题。针对传感器节点部署的高维优化问题和覆盖区域的复杂性,提出了一种基于主成分分布谷鸟搜索算法的无线传感器网络覆盖优化方法。该算法在标准布谷鸟算法(CS)的基础上,加入主成分分析法,减少了布谷鸟个体位置信息之间的相关性,提升了算法的全局搜索能力。仿真实验表明,当贡献率大于0.5时,主成分分布谷鸟搜索算法不仅在6个基准测试函数上的性能优于标准CS算法,而且能有效提高无线传感器网络中节点的覆盖范围。

关键词: 布谷鸟搜索算法;主成分分析法;贡献率;主成分个体;相关关系

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Coverage optimization of WSN based on cuckoo search algorithm with principal component analysis

Zhang Chunyu^{1,2,3} Liu Xiaodong⁴ Sun Lijun^{1,2,3} Chen Tianfei^{1,2,3}

(1. Key Laboratory of Grain Information Processing and Control of Ministry of Education, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 2. Key Laboratory of Machine Perception and Intelligent System, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 3. School of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 4. HIKVISION Digital Technology Company Limited by Shares, Hangzhou 310000, China)

Abstract: Coverage control is a fundamental and critical problem in many applications of wireless sensor networks. Aiming at the high dimensional optimization of sensor node deployment and the complexity of coverage area, a coverage optimization method based on cuckoo search algorithm with principal component analysis is proposed for wireless sensor network. Based on the standard cuckoo search (CS) algorithm, this algorithm adds the principal component analysis method to reduce the correlation between cuckoo individual position information and improve the exploration ability of the algorithm. Simulation results show that when the contribution rate is greater than 0.5, the PCA cuckoo search algorithm not only outperforms the standard CS algorithm in six benchmark test functions, but also can effectively improve the coverage area of nodes in wireless sensor network.

Keywords: cuckoo search algorithm; principal component analysis method; contribution rate; principal component individual; dependence relation

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)由许多微小的传感器节点组成,这些节点是小型的低功耗设

备,可以实时采集和处理监测区域的信息,具有优异的适应性和自组织等特质^[1-3]。近年来,WSN被引入到智能交通系统、军事国防、环境监测、医疗保健等领域^[4]。一个高度可靠且健壮性强的无线传感器网络为人类生产生活创造了

收稿日期:2021-08-10

* 基金项目:国家自然科学基金(61803146,61973104,62173127)、河南省优秀青年科学基金(212300410036)、河南省高校科技创新人才支持计划(21HASTIT029)、河南省高等学校青年骨干教师培养计划(2019GGJS089)、河南省青年人才托举工程项目(2019HYTP005)、河南省科技攻关项目(212102210169,212102210086)、河南省高等教育教学改革研究与实践项目(2019SJGLX270)、河南工业大学自科创新基金支持计划(2020ZKJ06)、河南工业大学青年骨干教师培育计划(21420080)、粮食信息处理与控制教育部重点实验室开放基金(KFJJ2020107, KFJJ2020111, KFJJ2020114)、河南工业大学本科教育教学改革研究与实践项目(JXYJ2019009)资助

巨大的便利^[5]。在 WSN 的各种应用中,监测区域的覆盖控制是一个关键的问题,它与 WSN 的服务质量息息相关。由于 WSN 大多布置在偏远的区域或恶劣的工作环境中,在大多数的应用中,不能采用人工部署传感器节点的方式。通常情况下,利用飞机将传感器节点随机抛撒在监测区域中,由于风、树木、建筑物等障碍物的存在,无法控制传感器节点的实际着陆位置。因此,在初始部署时,即使部署大量的冗余节点,也无法实现监测区域的充分覆盖,继而影响了网络的服务质量。

为了解决 WSN 中节点部署问题,很多学者将智能优化算法应用到覆盖控制策略中。布谷鸟搜索算法、灰狼优化算法、人工蜂群算法等为传感器节点的部署提供了高效可靠的解决方案。刘洲洲等^[6]提出将模拟退火算法融入到粒子群优化算法中,有效避免了算法陷入局部极值,加快了收敛速度,但算法的覆盖性能有待进一步提升;针对 WSN 覆盖问题的复杂性,Lu 等^[7]提出了一种基于改进人工蜂群算法的 WSN 覆盖优化方法。该算法结合了人工蜂群算法优异的全局搜索能力与教学优化算法快速收敛的优点,但在算法迭代的过程中丧失了种群多样性,极易陷入局部最优;Zhang 等^[8]提出将模拟退火算法融入到灰狼优化算法中,避免了算法陷入局部最优值,但算法复杂度较高,收敛速度较慢;Lei 等^[9]提出将反向学习策略引入到鲸鱼优化算法中,优化了种群的初始分布,增强了节点搜索能力,但算法稳定性较差,加大了节点的能量损耗;Aziz 等^[10]提出将模拟卡尔曼滤波算法应用到网络覆盖控制中,提升了 WSN 的服务质量,与粒子群算法、遗传算法等相比,覆盖性能进一步提升,但算法的收敛速度较慢;针对移动传感器节点能量有限问题,Tuba 等^[11]提出将改进的萤火虫算法应用到移动节点位置部署中。在提高网络覆盖率的同时也降低了节点在移动过程中的能耗,但算法在使用最少的节点来实现最优覆盖方面表现欠佳,易陷入局部极值,覆盖冗余现象频发;Zhou 等^[12]提出将群居蜘蛛优化算法应用到传感器的部署中,提高了网络的覆盖率,但算法仍存在探索能力与开发能力不能相互平衡的缺点。

布谷鸟搜索(cuckoo search,CS)算法因控制参数少、全局搜索能力强、易与其他算法结合等优点,引起了国内外学者的广泛关注。为进一步提高 CS 算法的性能并将其应用到更多领域中,很多学者都对 CS 算法进行了改进。杨文强等^[13]通过动态调整 CS 算法的发现概率、步长等参数来求解仓储调度优化问题,与标准 CS 算法相比,所求出的解在效率、收敛速度上都得到进一步提升。徐云等^[14]利用提出的自适应 PSO/CS 算法来实现 SVM 参数优化,进一步提升了手势识别的正确率。王洪亮等^[15]利用仿真实验得到的固定常数来代替 CS 算法中 levy 飞行的随机数,并将改进的 CS 算法应用到光伏发电中最大功率点的跟踪(MPPT),取得了良好的成效;Li 等^[16]提出将融入 Q-Learning 和遗传算子的 CS 算法应用于物流配送中心选

址问题。Othman 等^[17]提出了一种带有进化算子的混合多目标 CS 算法,并将其应用到癌症微阵列数据中的基因选择问题。Lahbib 等^[18]提出将模糊 C 均值算法与 CS 算法相结合,并用于解决图像分割问题,该方法在精度、简便性和效率方面都取得了令人满意的结果。CS 算法性能的进一步提高也为监测区域的覆盖优化策略提供了新的思路。

为了保持种群多样性,减少种群中个体位置信息之间的相关性,避免算法陷入局部最优。本文提出了一种基于主成分分析法的 CS 算法来优化传感器节点部署。将布谷鸟个体数作为主成分分析法的指标,在相同维度下,从布谷鸟所有个体的位置信息中,综合分析得到互不相关的主成分个体,并减少布谷鸟群体中具有相关关系的部分个体,保持种群多样性,提高算法的搜索能力。为探索主成分贡献率对于算法性能的影响,将贡献率设置为 0.3、0.5、0.7、0.9,在 6 个基准测试函数上测试算法的性能,并将其应用到 WSN 覆盖优化中。

1 网络模型与问题描述

在一个大小为 $a \times b$ 的二维监测区域 Z 内,随机部署 N 个传感器, s_i 表示网络中的第 i 个节点,其中 $(i = 1, 2, \dots, N)$ 。假设:

1) 网络中全部传感器节点结构相同、具有相同的计算能力、通信能力、存储能量和同步时钟等。

2) 节点可以获取自身及节点周围位置的信息。

3) 每个节点的通信半径 R_c 是感知半径 R_s 的 2 倍,即 $R_c = 2R_s$ 。

对于理想状态下的 WSN,做出如下假设:在监测区域内,传感器节点可以自由移动,无障碍物;移动传感器节点能量充足,能够完成位置的更新;所有传感器的参数和结构都是相同的。

本文选定二元感知模型来研究覆盖问题。在监控范围内,以节点所在位置为圆心,感知半径为 R_s ,当 R_s 小于节点到监测目标的距离时,目标被监测的概率恒为 0,反之,目标被监测的概率恒为 1。在监测区域内,任意一个节点的位置可表示为 (x_i, y_i) ,任取一点 $p_j(x_j, y_j)$,那么 $d(s_i, p_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ 为点 p_j 与节点 s_i 之间的距离。根据上述原理分析可知,目标点 p_j 被节点 s_i 所感知的概率为:

$$c(s_i, p_j) = \begin{cases} 1, & d(s_i, p_j) \leq R_s \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

根据式(1)可知,节点的覆盖范围是一个以传感器的位置为圆心、半径为 R_s 的圆形区域。在三维空间中,感知区域则是一个球。

监测区域中的目标点只需被 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_N\}$ 中任意一个节点所覆盖,那么就可监测到该点的信息。目标点 P 的联合感测概率 G_j 为:

$$G_j = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - c(s_i, p_j)) \quad (2)$$

在研究覆盖优化时,覆盖率是验证网络质量的重要指标之一。覆盖率的计算方法是全部的传感器节点所覆盖的面积 \$A_c\$ 与整个目标区域总面积 \$A\$ 的比值。

$$\text{coverage} = \frac{A_c}{A} = \frac{\sum_{j=1}^{a \times b} G_j}{a \times b} \quad (3)$$

2 布谷鸟算法的基本原理

布谷鸟是一种巢寄生鸟类,其主要的行为表现为:不建立自己的巢穴,也不哺育后代,它先寻找适合的宿主巢,然后将自己的蛋放入宿主巢中,利用宿主来孵化和育雏。在孵化和育雏阶段,为了不被宿主鸟发现,寻找的宿主鸟与布谷鸟的外形和颜色极为相似,其食性也是相同的。在宿主鸟孵蛋之前,将产下的蛋放入宿主巢中。布谷鸟有时候还会移走或破坏宿主巢中的蛋,以保持巢穴内的鸟蛋数量一致。若宿主鸟察觉出蛋的异常,则会破坏蛋或建立新巢。当布谷鸟搜寻鸟巢时,其飞行模式具有以小步长为主,大步长的位移为辅的飞行特点。在这种飞行方式下,大步长的位移方式帮助其跳出局部循环搜索的限制。

根据上述布谷鸟的生活习性和 levy 飞行的特点,结合布谷鸟寻找鸟巢的过程来模拟 CS 算法,需要假设如下 3 种理想规则。

规则 1: 每一只鸟一次只产一个蛋,从所有鸟巢中随机选取一个,并将蛋放进巢穴;

规则 2: 在随机选择的一组鸟巢中,最好的寄生巢将会被保留到下一代;

规则 3: 鸟巢数量是固定的,被发现的概率 \$P_a, P_a \in [0, 1]\$, 若宿主发现异常,它会将蛋摧毁或者重新寻找新巢。

根据上述 3 个理想规则和 levy 飞行的机制,布谷鸟寻找宿主巢的位置更新如式(4)所示。

$$X_i^{(k+1)} = X_i^k + \alpha \otimes L(s, \lambda) \quad (4)$$

式中: \$X_i^k\$ 表示第 \$i\$ 个鸟巢在第 \$k\$ 代的鸟巢位置; \$\otimes\$ 表示点对点乘法; \$\alpha\$ 表示步长控制量; \$L(s, \lambda)\$ 为 levy 随机搜索路径,则:

$$L(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\pi} \frac{1}{s^{(1+\lambda)}}, s \gg 0 \quad (5)$$

对鸟巢完成更新后,将区间 \$[0, 1]\$ 随机数 \$r\$ 与 \$P_a\$ 比较,若 \$r > P_a\$, 则随机更新一次巢的位置,反之,不更新巢的位置。

3 基于主成分布谷鸟搜索算法的网络覆盖研究

3.1 主成分分析法的介绍

主成分分析法借助于正交变换对原始数据进行降维。一组线性相关的向量 \$\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n\$, 通过主成分分析后,可以映射为一组线性无关的向量 \$\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_m\$ (\$m < n\$),

并且新生成的这组向量能最大限度的表示原始的数据信息。

设 \$\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n)'\$ 是 \$n\$ 维随机向量,均值 \$E(\mathbf{X}) = \mu\$, 协方差阵 \$\mathbf{D}(\mathbf{X}) = \Sigma\$, 经过线性变换为:

$$\begin{cases} \mathbf{F}_1 = a'_1 \mathbf{X} = a_{11} \mathbf{X}_1 + a_{12} \mathbf{X}_2 + \dots + a_{1n} \mathbf{X}_n \\ \mathbf{F}_2 = a'_2 \mathbf{X} = a_{21} \mathbf{X}_1 + a_{22} \mathbf{X}_2 + \dots + a_{2n} \mathbf{X}_n \\ \vdots \\ \mathbf{F}_m = a'_m \mathbf{X} = a_{m1} \mathbf{X}_1 + a_{m2} \mathbf{X}_2 + \dots + a_{mn} \mathbf{X}_n \end{cases} \quad (6)$$

\$(a'_1, a'_2, a'_3, \dots, a'_m)'\$ 是协方差阵 \$\Sigma\$ 的一切特征根 \$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m\$ 的单元化特征向量。\$\mathbf{F}_i = a'_i \mathbf{X}\$ 即为 \$\mathbf{X}\$ 的第 \$i\$ 主成分 (\$i=1, 2, \dots, m\$)。

那么,称 \$\lambda_k / \sum_{i=1}^p \lambda_i\$ 为主成分 \$\mathbf{F}_k\$ 的贡献率; 又称 \$\sum_{k=1}^m \lambda_k / \sum_{i=1}^p \lambda_i\$ 为主成分 \$\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_m\$ (\$m < n\$) 的累计贡献率。若累计贡献率大于 90%, 就选定这 \$m\$ 个互不相关的主成分。

易见, \$\text{Var}(\mathbf{F}_i)\$ 对应为主成分 \$i\$ 的方差, \$\text{cov}(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j)\$ 对应为第 \$i\$ 主成分与第 \$j\$ 主成分的协方差, 如式(7)所示。

$$\text{Var}(\mathbf{F}_i) = a'_i \sum a_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$\text{cov}(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) = a'_i \sum a_j, i, j = 1, 2, \dots, n$$

3.2 主成分布谷鸟搜索算法

根据布谷鸟搜索算法的特点,提出了主成分布谷鸟搜索算法 (principal component cuckoo search algorithm, PCA-CS), 将布谷鸟个体数当作主成分分析法的指标, 在相同的维度下利用所有布谷鸟个体的位置信息, 综合分析得出彼此之间互不相关的主成分个体, 减少布谷鸟群体中存在相关关系的个体。为保持种群多样性并且维持群体大小不变, 保留原种群中部分个体, 一定程度上提高了算法的搜索能力。

主成分布谷鸟搜索算法的过程如图 1 所示。假设在第 \$k\$ 代 \$D\$ 维度下, 布谷鸟个体是 \$\mathbf{X} = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}\$, 其协方差阵为 \$\mathbf{V}\$, 利用主成分分析法分析布谷鸟群体, 获得贡献率之和超过 \$CRate\$ 的 \$m\$ (\$m < n\$) 个主成分个体, 减少种群中个体位置信息间的相关性。

$$\begin{cases} \mathbf{F}_1^k = a'_1 \mathbf{X} = a_{11} x_1^k + a_{12} x_2^k + \dots + a_{1n} x_n^k \\ \mathbf{F}_2^k = a'_2 \mathbf{X} = a_{21} x_1^k + a_{22} x_2^k + \dots + a_{2n} x_n^k \\ \vdots \\ \mathbf{F}_m^k = a'_m \mathbf{X} = a_{m1} x_1^k + a_{m2} x_2^k + \dots + a_{mn} x_n^k \end{cases} \quad (8)$$

\$(a'_1, a'_2, a'_3, \dots, a'_m)'\$ 是协方差阵 \$\mathbf{V}\$ 的一切特征根 \$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m\$ 的单元化特征向量。\$\mathbf{F}_i = a'_i \mathbf{X}\$ 即为 \$\mathbf{X}\$ 的第 \$i\$ 主成分 (\$i=1, 2, \dots, m\$)。在 \$D\$ 维空间里, 若 \$m\$ 个布谷鸟个体之间无相关性, 并且能够近似代表群体中所有个体的信息和, 那么可以将这 \$m\$ 个主成分布谷鸟个体与原种群中前 \$m\$ 个布谷鸟个体相替换, 替换后的布谷鸟群体可以表示为 \$\mathbf{X} = \{\mathbf{F}_1^k, \mathbf{F}_2^k, \dots, \mathbf{F}_m^k, x_{m+1}^k, \dots, x_n^k\}\$。

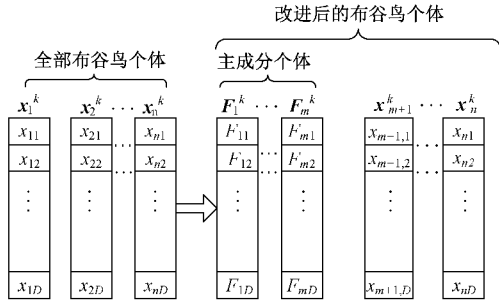


图 1 主成分分析改进过程

3.3 基于 PCA-CS 算法的网络覆盖优化流程

步骤 1: 初始化监测范围的界限 lb, ub (分别为监测范围的下界和上界), 确定监测范围内的传感器节点数目 N , 可表示为 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_N\}$ 。

步骤 2: 初始化 PCA-CS 算法的参数: 种群规模 M 、最大迭代次数 $MaxIt$ 、发现概率 P_d 等参数。

步骤 3: 随机生成 M 个鸟巢的位置, 记为 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$, $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN-1}, x_{iN}\}$ ($i = 1, 2, \dots, M$), 并且根据式(1)~(3)计算每个巢对应的覆盖率 $f(x_i)$, 将覆盖率最大的鸟巢位置记录下来。

步骤 4: 根据布谷鸟位置更新式(4)更新当前鸟巢的位置并计算更新位置对应的覆盖率, 判断当前所在鸟巢的位置是否为更优选择。

步骤 5: 采用主成分分析法对鸟巢位置进行计算, 计算出主成分个体, 然后将获得贡献率和超过 $CRate$ 的 m 个主成分个体, 最后把得到的 m 个主成分个体与原种群中的前 m 个个体相替换。重新计算位置更新后对应的覆盖率, 如果新巢对应的覆盖率大于旧巢, 则替代旧巢的位置。

步骤 6: 将 P_d 与区间为 $[0, 1]$ 的随机数 r 进行比较, 当 $r > P_d$ 时, 则随机更新一次巢的位置, 并计算更新的鸟巢位置对应的覆盖率, 将适应度较低 (即覆盖率较低) 的个体替换掉; 反之, 则不发生变化。

步骤 7: 判断是否达到最大迭代次数 $MaxIt$, 未达到返回步骤 4; 否则, 输出当前最优鸟巢位置和其对应的覆盖率。

PCA-CS 算法的流程如图 2 所示。

4 仿真实验及分析

4.1 基准测试函数仿真实验及分析

实验是在操作系统为 Windows 10、Inter i5-8400、固态硬盘 256 G、显卡为 GTX1050 的硬件环境下, 采用 MATLAB 2013 运行算法, 然后收集数据和图像。参数的设置: 种群数量为 30, 维度设置为 100, 迭代次数为 1 000。选取单峰函数 Sphere, Rosenbrock, Schwefel's 2.21 和多峰函数 Ackley, Griewank, Zakharov 作为本文的测试函数来验证 PCA-CS 算法的可行性与有效性。将程序独立运行 50 次, 统计出标准 CS 算法和不同贡献率的 PCA-CS 算法的均值和标准差。

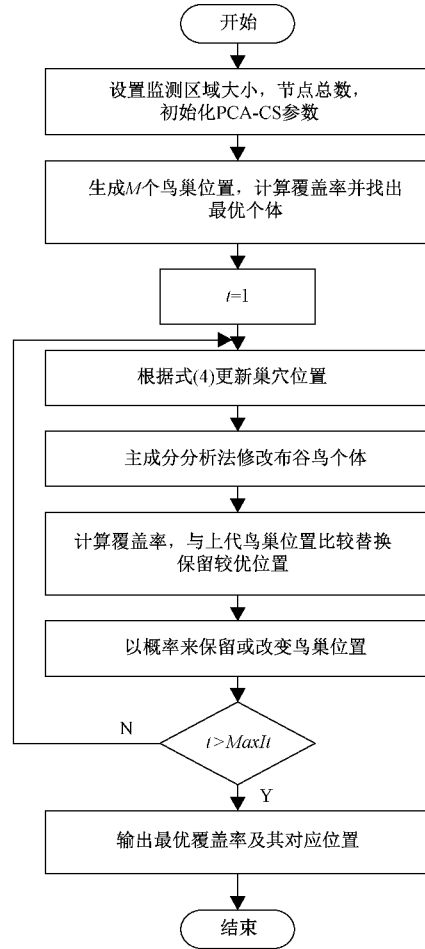


图 2 PCA-CS 算法的网络覆盖流程

表 1 所示为 PCA-CS 算法与 CS 算法在 6 个测试函数上的实验结果。首先对 6 个基准测试函数进行求解, 从表 1 中可以看出, 维度为 100 时, CS 算法平均排名和最终排名分别是 4、4; PCA-CS 算法贡献率为 0.5、0.7、0.9 的平均排名分别是 3.33、2.16、1, 最终排名分别为 3、2、1。从整体上看, 当贡献率在 0.5 以上时, PCA-CS 算法的性能要优于 CS 算法, 当贡献率为 0.9 时, PCA-CS 算法的性能能够保证优于 CS 算法。在部分函数中, CS 算法的性能明显劣于 PCA-CS 算法, 例如在 F1、F5 等函数上, 不管贡献率为多少, PCA-CS 算法的性能处于优势; 在 F6 函数中出现了贡献率为 0.7 时, PCA-CS 算法表现欠佳, 在剩余的函数中, 可以看出贡献率在 0.5 以下时, PCA-CS 算法表现较优。综合上述分析后得出, 当贡献率为 0.5 以上时, PCA-CS 算法的性能要优于 PCA-CS 算法; 反之, 则与 CS 算法性能变化不大。

为了能更加直观地评价 PCA-CS 算法, 分别对 CS 算法、贡献率为 0.3、0.5、0.7、0.9 的 PCA-CS 算法独立运行 50 次, 并且绘制出平均进化过程的仿真图像。观察图 3~8 可知, 在 6 个测试函数中, 贡献率为 0.9 的 PCA-CS 算法的性能明显优于 CS 算法, 但是在函数 F6 中, 与 CS 算法区分

表1 性能比较

函数	指标	CS	CRate			
			0.3	0.5	0.7	0.9
F1	平均值	2.61E+02	2.59E+02	2.55E+02	2.00E+01	3.16E-02
	标准差	6.91E+02	7.05E+02	7.59E+02	3.93E+02	1.78E-02
	排名	5	4	3	2	1
F2	平均值	4.22E+04	4.44E+04	4.07E+04	5.85E+03	9.94E+01
	标准差	1.82E+04	2.11E+04	2.26E+04	1.01E+04	5.04E-01
	排名	4	5	3	2	1
F3	平均值	2.39E+01	2.25E+01	2.29E+01	2.10E+01	1.37E+00
	标准差	2.61E+00	2.95E+00	2.81E+00	3.51E+00	2.68E-01
	排名	5	3	4	2	1
F4	平均值	2.71E+00	3.31E+00	2.71E+00	3.97E-01	4.61E-04
	标准差	7.13E-01	9.42E-01	9.41E-01	6.21E-01	5.36E-04
	排名	3	4	3	2	1
F5	平均值	8.38E+06	6.03E+06	1.81E+06	5.95E+03	1.57E+00
	标准差	3.86E+06	2.93E+06	1.36E+06	1.19E+04	8.91E-01
	排名	5	4	3	2	1
F6	平均值	9.57E+00	9.54E+00	9.46E+00	9.04E+00	7.50E+00
	标准差	1.23E+00	1.35E+00	1.67E+00	1.50E+00	2.29E+00
	排名	2	5	4	3	1
平均值排名		4	4	4.16	3.33	2.16
最终排名		4	4	4	3	2

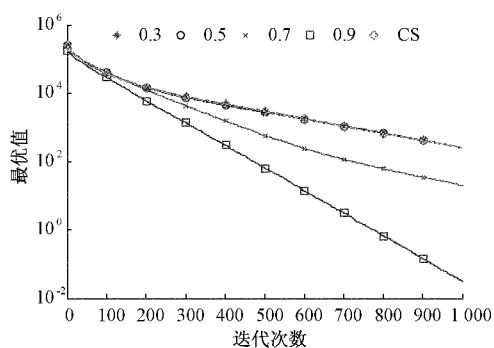


图3 F1对数曲线

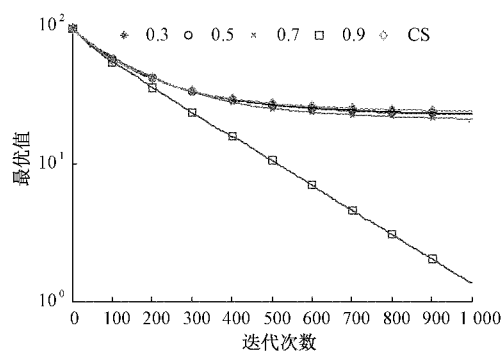


图5 F3对数曲线

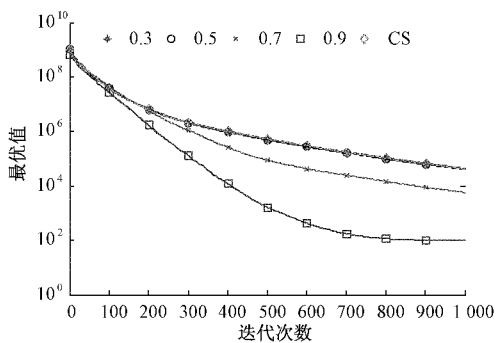


图4 F2对数曲线

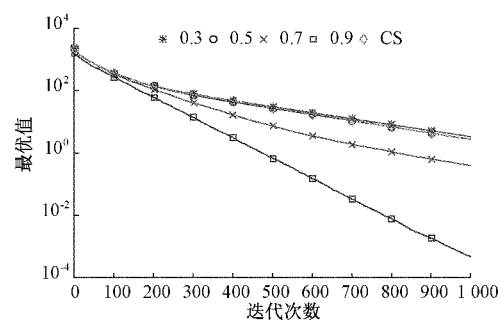


图6 F4对数曲线

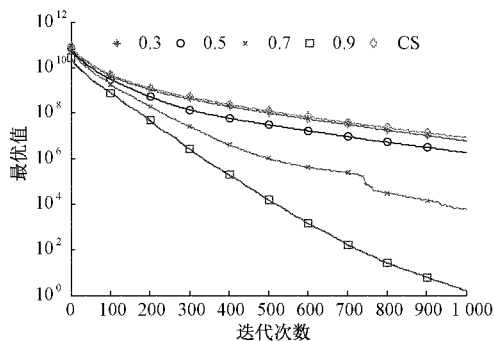


图 7 F5 对数曲线

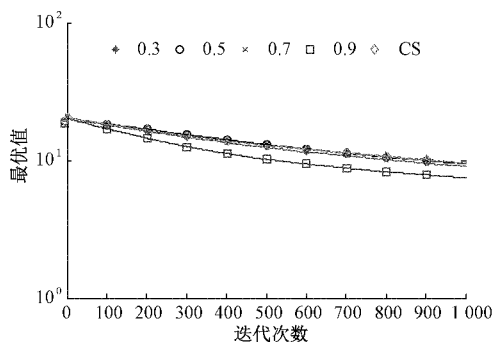


图 8 F6 对数曲线

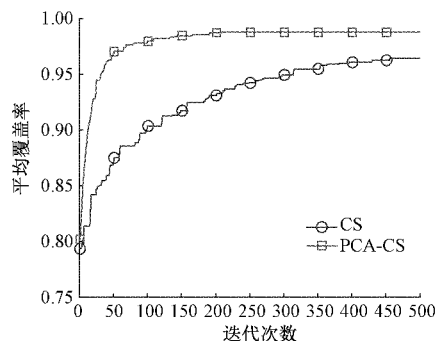


图 9 算法覆盖率对比

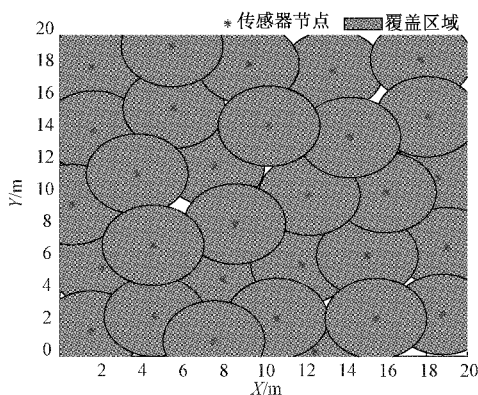


图 10 PCA-CS 算法节点分布图

不太明显。当贡献率为 0.7 时,在函数 F1、F2、F4、F5 中,可以看出 CS 算法的性能明显劣于 PCA-CS 算法,在函数 F5 中,贡献率为 0.5 的 PCA-CS 算法的性能要优于 CS 算法。从整体来看,贡献率为 0.5 以上的 PCA-CS 算法明显优于 CS 算法。

4.2 覆盖性能仿真实验及分析

为了验证主成分分布谷鸟搜索算法的可行性,利用 MATLAB 软件进行仿真,并在相同的条件下,与标准布谷鸟搜索算法进行对比。首先将节点随机分布在 20 m×20 m 的区域内,然后对参数进行设置,种群数量 $M=30$,迭代次数 $MaxIt=500$,感知半径 $R_s=2.5$ m,并满足通信半径 $R_c=2R_s$ 。

在 WSN 中,传感器节点的数量影响着被监测区域的覆盖质量,若传感器数量较多,增加了成本并且浪费资源。当传感器数量少时,则会影响被监测区域的覆盖质量。为了消除传感器节点个数对实验结果的影响,依照监测区域的理论传感器节点数量来设置。不仅满足了覆盖要求,而且可以使节点充分利用以达到节约资源效果。

为了更加直观地观察出 PCA-CS 算法与标准 CS 算法之间的区别,将 PCA-CS 算法与标准 CS 算法运行后,绘制出平均覆盖率的曲线图。如图 9 所示,可以看出 PCA-CS 在监测区域的覆盖率要优于 CS 算法。

图 10 所示为 PCA-CS 算法最终部署后的传感器节点分布图,从中可以看出 PCA-CS 算法的节点分布均匀、覆盖面积更广泛。

为了减弱算法随机性对实验结果的影响,在相同的实验环境下,独立进行 10 次实验并取平均值。如表 2 中统计出标准 CS 算法和 PCA-CS 算法的平均覆盖率分别为 96.43%、98.77%,PCA-CS 算法在覆盖问题上比标准 CS 算法提高了 2.34%。

表 2 算法覆盖率对比 %

算法	CS	PCA-CS
平均覆盖率	96.43	98.77

5 结 论

本文首先介绍了主成分分析法的原理、定义,然后将主成分分析法加入到布谷鸟算法,分析主成分布谷鸟算法原理和思想。主成分布谷鸟的主要思想就是把所有个体当作主成分分析的指标,在相同的维度下将所有布谷鸟个体的位置信息分析得出互不相关的主成分个体,减少相关个体。在实验仿真方面,相同实验环境下,将贡献率分别为 0.3、0.5、0.7、0.9 的主成分布谷鸟搜索算法与标准布谷鸟搜索算法进行比较分析,通过对比数据和实验仿真图可知当贡献率大于 0.5 时,主成分布谷鸟搜索算法的性能要优于标准布谷鸟搜索算法。将主成分布谷鸟搜索算法应用于无线传感器网络覆盖中,网络的覆盖性能得到进一步的提升。下一步将对主成分布谷鸟搜索算法进行理论研

究,以加快算法的收敛速度。另外,从实际的角度出发,对有障碍物的监测区域进行传感器部署也是接下来要研究的内容。

参考文献

- [1] MOHAR S S, GOYAL S, KAUR R. Optimized sensor nodes deployment in wireless sensor network using bat algorithm [J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 116(4):2835-2853.
- [2] WANG S P, YANG X P, WANG X Q, et al. A virtual force algorithm-Lévy-embedded grey wolf optimization algorithm for wireless sensor network coverage optimization[J]. *Sensors*, 2019, 19(12):2735.
- [3] QIN N N, CHEN J L. An area coverage algorithm for wireless sensor networks based on differential evolution [J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2018, 14(8):1-11.
- [4] MIAO Z M, YUAN X F, ZHOU F Y, et al. Grey wolf optimizer with an enhanced hierarchy and its application to the wireless sensor network coverage optimization problem [J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 96:106602.
- [5] 贾立伟,董西广,魏里.基于节点和链路容量的无线传感器网络级联故障研究[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(9):145-153.
- [6] 刘洲洲,张雷雷.混合型无线传感器网络覆盖空洞修复算法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(7):1090-1097.
- [7] LU C, LI X B, YU W J, et al. A novel coverage optimization with improved artificial bee colony algorithm using teaching strategy [J]. *Computing*, 2021, 103(7):1439-1460.
- [8] ZHANG Y, CAO L, YUE Y, et al. A novel coverage optimization strategy based on grey wolf algorithm optimized by simulated annealing for wireless sensor networks [J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021(1):1-14.
- [9] LEI W, WU W, QI J, et al. Wireless sensor network coverage optimization based on whale group algorithm[J]. *Computer Science and Information System*, 2018, 15(3):569-583.
- [10] AZIZ N, IBRAHIM Z, AZIZ N, et al. Simulated kalman filter optimization algorithm for maximization of wireless sensor networks coverage [C]. 2019 International Conference on Computer and Information Sciences (ICCIS), IEEE, 2019:1-6.
- [11] TUBA E, TUBA M, BEKO M. Mobile wireless sensor networks coverage maximization by firefly algorithm [C]. *Radioelektronika, IEEE*, 2017:1-5.
- [12] ZHOU Y Q, ZHAO R X, LUO Q F, et al. Sensor deployment scheme based on social spider optimization algorithm for wireless sensor networks [J]. *Neural Processing Letters*, 2018, 48(1):71-94.
- [13] 杨文强,郭昊,李勇峰.布谷鸟算法求解组装车间仓储调度优化问题 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(10):1506-1511.
- [14] 徐云,王福能.采用 sEMG 的手势识别用 APSO/CS-SVM 方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(7):1-7.
- [15] 王洪亮,周于尧,刘志坚,等.基于改进 CS 算法的光伏系统 MPPT 仿真研究 [J]. *电子测量技术*, 2020, 43(7):67-71.
- [16] LI J, XIAO D D, LEI H, et al. Using cuckoo search algorithm with Q-learning and genetic operation to solve the problem of logistics distribution center location [J]. *Mathematics*, 2020, 8(2):1-32.
- [17] OTHMAN M S, KUMARAN S R, YUSUF L M. Gene selection using hybrid multi-objective cuckoo search algorithm with evolutionary operators for cancer microarray data [J]. *IEEE Access*, 2020, 8(1):186348-186361.
- [18] LAHBIB K, AKKAD N E, SATORI H, et al. Simple and efficient clustering approach based on cuckoo search algorithm [C]. 2020 Fourth International Conference On Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS), 2020, DOI:10.1109/ICDS50568.2020.9268754.

作者简介

张春雨,硕士研究生,主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: zhangchunyu0508@126.com

刘晓东,硕士研究生,主要研究方向为无线传感器网络。

E-mail: 316290336@qq.com

孙丽君,工学博士,教授,主要研究方向为通信信号处理。

E-mail: sunlijunzz@163.com

陈天飞,工学博士,副教授,主要研究方向为无线传感器网络等。

E-mail: chen_tianfei@163.com