

郭肇禄,赵瑞壮,杨火根,等.融合环境知识 PSO 算法的 WSN 覆盖优化[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2025,40(4): 89-98. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2025.04.010

GUO Z L, ZHAO R Z, YANG H G, et al. Wireless Sensor Network Coverage Optimization Based on Particle Swarm Optimization with Environmental Knowledge [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2025, 40 (4): 89-98. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2025.04.010

融合环境知识 PSO 算法的 WSN 覆盖优化

郭肇禄^{1,2*}, 赵瑞壮¹, 杨火根¹, 李康顺³

(1.江西理工大学 理学院,江西 赣州 341000; 2.中国科学院 自动化研究所,北京 100190;

3.华南农业大学 数学与信息学院,广东 广州 526000)

摘要:针对传统的粒子群优化算法在解决多障碍物环境内的无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)覆盖优化问题时存在盲目性的不足,提出一种融合环境知识的粒子群优化(Particle Swarm Optimization with Environmental Knowledge, PSO-EK)算法.在 PSO-EK 算法中,根据无线传感器节点在多障碍物环境下的状态,提出融合环境知识的扩散运动速度公式和碰撞运动速度公式,设计自适应的参数策略,提高多障碍物环境内的 WSN 覆盖率.试验结果表明:相比于传统算法,PSO-EK 算法在解决多障碍物环境内的 WSN 覆盖优化问题时有着更优异的性能.

关键词:无线传感器网络;粒子群优化;多障碍物环境;环境知识;运动方程

中图分类号:TP391

文献标志码:A

文章编号:1672-9102(2025)04-0089-10

Wireless Sensor Network Coverage Optimization Based on Particle Swarm Optimization with Environmental Knowledge

GUO Zhaolu^{1,2}, ZHAO Ruizhuang¹, YANG Huogen¹, LI Kangshun³

(1. School of Science, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China;

2. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

3. School of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 526000, China)

Abstract: To reduce the blindness of particle swarm optimization in solving the coverage of wireless sensor networks (WSNs) within multi-obstacle environments, a novel particle swarm optimization with environmental knowledge (PSO-EK) is proposed. In the PSO-EK algorithm, based on the states of wireless sensor nodes within multi-obstacle environments, the diffusive and collisional motion velocity equations of the particles are proposed by fusing the environmental knowledge. In addition, an adaptive parameter strategy is also proposed to improve the coverage rate of WSN within multi-obstacle environments. Experimental results show that PSO-EK has obvious advantages in solving the coverage problem of WSN within multi-obstacle environments.

Keywords: wireless sensor networks; particle swarm optimization; multi-obstacle environment; environmental knowledge; motion equation

收稿日期:2023-12-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(12161043; 61662029);江西省自然科学基金资助项目(20192BAB201007);江西省教育厅科技项目资助(GJJ160623;GJJ17049);江西理工大学青年英才支持计划项目(2018)

* 通信作者, E-mail: gzl@jxust.edu.cn

无线传感器网络^[1]作为一种自组织网络,由大量部署在空间区域中的无线传感器构成^[2-4].随着社会经济的发展和科学技术的进步,WSN 已被广泛应用于工程实践之中^[5-8].WSN 利用节点间的通信,实现了覆盖区域内的信息采集、处理和传输等功能^[2,4].然而,无线传感器资源并非无限的.因此,考虑到 WSN 的经济成本,在有限资源条件下实现空间区域的有效覆盖,成为当下研究的重要课题^[9-10].

传统的计算方法在优化 WSN 覆盖方面难以取得较好的优化效果^[11-14],而智能优化算法作为一种启发式方法,在求解 WSN 覆盖优化问题方面具有良好的性能表现^[15-18].其中,粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是由 KENNEDY 等^[19]提出的一种群体智能算法,因具有控制参数少、收敛速度快、全局搜索能力强、易于实现等优点而备受研究人员的青睐.相较于传统的计算方法,PSO 在解决 WSN 覆盖优化问题方面具有一定的优势^[20-22].例如,WANG 等^[20]提出了虚拟力导向 PSO 算法,该算法通过改进速度的更新策略来提高 WSN 覆盖率;杨永建等^[21]提出了探索能力增强型 PSO 算法来避免陷入局部最优,有效地提升了 WSN 覆盖效果;NI 等^[22]提出了一种多种群的 PSO 算法,该算法设计了多个具有不同搜索策略的子种群来保持算法的种群多样性,提升了算法求解 WSN 覆盖优化问题时的性能表现.

然而,在包含多个障碍物的复杂环境中,传统的 PSO 在求解 WSN 覆盖优化问题方面仍面临一些挑战.例如,受到障碍物的区域大小、几何形状、分布密度等因素的影响,多障碍物环境具有非规则性区域特征,使得多障碍物环境内 WSN 覆盖优化问题具有搜索空间离散化的特点,这对传统 PSO 的性能提出了更高的要求.此外,障碍物的分布在一定程度上阻碍了 WSN 节点在优化过程中的运动方向,一定程度上限制了传统 PSO 优化 WSN 节点部署时的搜索能力,使得传统 PSO 在求解 WSN 覆盖优化问题方面存在一定的盲目性,导致算法收敛性能降低^[22],难以有效提升多障碍物环境内的 WSN 覆盖率.

为了解决 PSO 在多障碍物环境内的 WSN 覆盖优化问题,可以提取多障碍物环境中的知识,即利用 WSN 节点在多障碍物环境中的部署状态来指导 PSO 的搜索方向,以提高多障碍物环境内的 WSN 覆盖率.因此,本文提出一种融合环境知识的粒子群优化(PSO-EK)算法.在 PSO-EK 中融合多障碍物环境中的知识提出粒子的扩散运动和碰撞运动,构建新的粒子运动方程,实现 WSN 节点在多障碍物环境内的动态部署,进一步提升多障碍物环境内的 WSN 覆盖效果.

1 多障碍物环境内的 WSN 覆盖模型

在多障碍物环境内,既能部署 WSN 节点,也能被 WSN 节点感知的空间区域是目标区域,WSN 节点以自身为中心,对其感知范围内的目标区域进行监测.计算 WSN 节点对目标区域内监测对象的感知概率,获得评价 WSN 覆盖效果的 WSN 覆盖率.

1.1 无线传感器节点的感知概率

由于 WSN 节点的功率有限,因此,随着距离的增大,WSN 节点的感知能力会衰减^[22].在多障碍物环境内,多个 WSN 节点可以同时感知同一目标对象.因此,需要计算出同一目标对象被多个 WSN 节点感知时的联合感知概率^[22],其计算方法如下:

假设 $Q = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_i, \dots, Q_N\}$ 是 WSN 节点, $i = 1, 2, \dots, N$ 且 N 为节点数. $T = \{T_1, T_2, \dots, T_j, \dots, T_M\}$ 为目标对象, $j = 1, 2, \dots, M$ 且 M 为目标对象数. WSN 节点的感知半径为 R , WSN 节点 Q_i 的坐标为 (x_i^Q, y_i^Q) , 目标对象 T_j 的坐标为 (x_j^T, y_j^T) , 则二者的距离由式(1)计算得到^[22]:

$$D(Q_i, T_j) = \sqrt{(x_i^Q - x_j^T)^2 + (y_i^Q - y_j^T)^2}. \quad (1)$$

在模拟功率受限时,可根据 WSN 节点与目标对象的距离来模拟节点的感知程度,则无线传感器节点 Q_i 对目标对象 T_j 的感知概率由式(2)计算得到^[22]:

$$P(Q_i, T_j) = \begin{cases} 1, & D(Q_i, T_j) < R - r; \\ e^{-\lambda \alpha \beta}, & R - r \leq D(Q_i, T_j) < R + r; \\ 0, & D(Q_i, T_j) \geq R + r. \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\alpha = D(Q_i, T_j) - (R - r)$; r 为不确定性感知范围; λ 和 β 为衰减因子.

计算全体 WSN 节点 Q 对目标对象 T_j 的联合感知概率,可得到目标对象 T_j 在 WSN 中的被感知概率,

该计算方法如式(3)所示.

$$P(Q, T_j) = \begin{cases} 1 - \prod_{i=1}^N [1 - P(Q_i, T_j)] & , \text{当 } T_j \text{ 在目标区域内;} \\ 0 & , \text{其他情况.} \end{cases} \quad (3)$$

1.2 多障碍物环境内 WSN 的覆盖率

在多障碍物环境内,计算目标区域内所有目标对象的联合被感知概率,可得到 WSN 的覆盖率 P_{wsn} , 其计算方法如式(4)所示^[22].

$$P_{\text{wsn}} = \frac{\sum_{j=1}^M P(Q, T_j)}{M}. \quad (4)$$

2 粒子群优化算法

在 PSO 中,一个种群包含 NP 个粒子,每个粒子都有独立的速度和位置,并利用自身历史信息 and 种群历史信息进行演化.每个粒子的速度和位置按照式(5)、式(6)进行更新^[23]:

$$V_i = w \times V_i + C_1 \times r_1 \times (pbest_i - X_i) + C_2 \times r_2 \times (gbest - X_i); \quad (5)$$

$$X_i = X_i + V_i. \quad (6)$$

式中: V_i 为第 i 个粒子的速度; X_i 为第 i 个粒子的位置, i 取值范围为 $[1, NP]$; $pbest_i$ 为第 i 个粒子的历史最优位置; $gbest$ 为种群的历史最优位置; r_1 和 r_2 为属于 $[0, 1]$ 之间的随机数; w 为惯性系数; C_1, C_2 均为加速度系数.

3 PSO-EK 优化 WSN

3.1 多障碍物环境中的知识提取

WSN 覆盖率与其节点部署状态相关.然而,在多障碍物环境中,不规则分布的障碍物使得搜索空间离散化,一定程度上限制了 PSO 优化 WSN 节点部署的寻优能力,难以有效地提升 WSN 覆盖率.因此,在多障碍物环境内,提取 WSN 节点在多障碍物环境内的环境知识,即节点与节点、节点与障碍物、节点与区域边界之间的状态信息,为 WSN 节点运动过程的分析提供依据,并进一步指导 PSO 的搜索方向,从而提升 PSO 优化 WSN 覆盖的性能表现.

3.2 融合环境知识的粒子运动方程

在 PSO-EK 中,每个粒子都包含了 WSN 中所有节点的部署位置.根据环境知识的来源,可以将粒子中各 WSN 节点的部署优化过程细分为扩散运动和碰撞运动.其中,扩散运动用于提取节点与节点之间的环境知识,降低节点间感知范围的重叠度,使 WSN 节点在目标区域内均匀离散地分布,以提升 WSN 覆盖率.碰撞运动用于提取节点与障碍物、节点与区域边界之间的环境知识,以降低节点感知范围与障碍物或区域边界之间的重叠度,从而提升 WSN 覆盖率.分析 2 类运动过程,可进一步探究粒子中各 WSN 节点在多障碍物环境内的运动机制,构建融合环境知识的粒子运动方程来指导 PSO-EK 中粒子的搜索方向,提升 PSO-EK 优化多障碍物环境内的 WSN 覆盖率.

3.2.1 扩散运动

在 PSO-EK 优化 WSN 覆盖的过程中,可以从 WSN 节点间的部署状态中提取环境知识.

当节点间的感知范围不相交时,WSN 节点的部署状态如图 1 所示.当各节点的感知范围不受其他节点感知范围的影响时,WSN 的覆盖范围是恒定的.因此,当节点间感知范围不相交时,WSN 节点的部署状态不会改变 WSN 覆盖率.

当节点间感知范围相交时,WSN 节点的部署状态如图 2 所示.节点 a 与节点 b 的感知范围相交,节点 a 与节点 b 之间的距离为 DS ,深灰色区

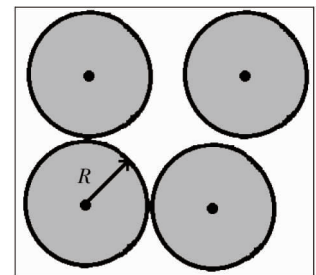


图 1 感知范围不相交时的无线传感器节点部署状态

域为感知范围的重叠部分.此时,随着节点间距离 DS 的逐渐减小,感知范围重叠部分的面积逐渐增大,导致 WSN 的覆盖范围逐渐减小,WSN 覆盖率发生变化.因此,当节点间感知范围相交时,WSN 覆盖率与其节点间距离相关.

对上述 WSN 节点间的环境知识分析可知,当 WSN 节点间距离 DS 小于 $2R$ 时,WSN 覆盖率会根据节点间距离 DS 的取值变化而改变.因此,节点间距离 DS 小于 $2R$ 的 WSN 节点可以被定义为邻域节点.假设 WSN 邻域节点之间距离为 DL 时,WSN 在目标区域内取得覆盖率最大值,则 DL 为邻域节点之间的最佳距离.而节点间距离 DS 小于最佳距离 DL 的邻域节点,会造成更高的感知范围重叠度,不利于提升 WSN 的覆盖率.因此,需要令节点间距离小于 DL 的 WSN 节点彼此间反向运动,使其距离达到最佳距离 DL ,降低节点间感知范围的重叠度,以提升 WSN 覆盖率,则这一运动过程称作扩散运动(Diffusion Motion).邻域节点之间的最佳距离 DL 称作扩散运动距离.此时,扩散运动后的 WSN 节点部署状态可如图 3 所示.

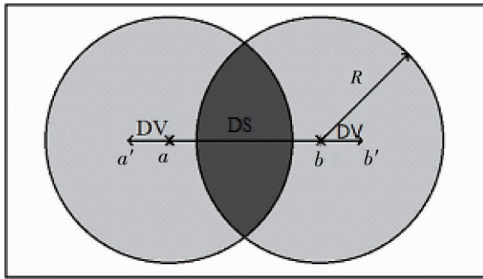


图 2 进行扩散运动前的无线传感器节点部署状态

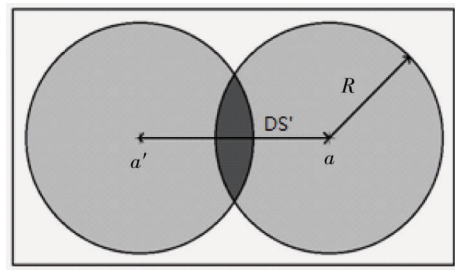


图 3 进行扩散运动后的无线传感器节点部署状态

根据扩散运动过程可构建出 WSN 邻域节点的扩散运动速度 DV ,具体计算方法如下所示.

在种群的第 i 个粒子中,当第 j 个 WSN 节点与第 k 个 WSN 节点互为邻域节点且节点之间的距离 $DS_{i,j,k}$ 小于扩散运动距离 DL_i 时,则节点间距离为 $DS_{i,j,k} = \|X_{i,j} - X_{i,k}\|$,第 j 个节点与第 k 个节点彼此间反向运动的距离是 $DL_i - DS_{i,j,k}$,因而单一节点的运动距离为 $(DL_i - DS_{i,j,k})/2$,该运动距离是节点之间的距离 $DS_{i,j,k}$ 的 $(DL_i - DS_{i,j,k})/(2 \times DS_{i,j,k})$ 倍,其中, i 的取值范围为 $[1, NP]$, j 和 k 的取值范围为 $[1, N]$, N 为无线传感器节点数目.考虑到节点的运动方向,第 j 个 WSN 节点在第 k 个 WSN 节点作用下进行扩散运动的速度由式(7)计算得到:

$$DV_{i,j,k} = \frac{DL_i - DS_{i,j,k}}{2 \times DS_{i,j,k}} (X_{i,j} - X_{i,k}). \quad (7)$$

式中: $X_{i,j}$ 为第 i 个粒子中第 j 个节点的位置; $X_{i,k}$ 为第 i 个粒子中第 k 个节点的位置; $DV_{i,j,k}$ 为第 i 个粒子中第 j 个节点受到第 k 个节点作用时进行扩散运动的速度; DL_i 为第 i 个粒子的扩散运动距离; $DS_{i,j,k}$ 为第 i 个粒子中第 j 个节点与第 k 个节点之间的距离.

由于存在零个或多个节点间距离小于 DL_i 的邻域节点,因此,WSN 节点也存在零个或多个扩散运动速度.为保证 WSN 节点在目标区域内部署时不越界,本文使用均值法计算第 i 个粒子中第 j 个节点的扩散运动速度,该计算过程如式(8)所示.

$$DV_{i,j} = \frac{\sum_{k=1, k \neq j}^{DN} DV_{i,j,k}}{DN}. \quad (8)$$

式中: DN 为第 i 个粒子中第 j 个节点与其他节点之间距离小于 DL_i 的邻域节点数; $DV_{i,j}$ 为第 i 个粒子中第 j 个节点的扩散运动速度.

对于不满足扩散运动条件的 WSN 节点,其扩散运动速度值为零,即 $DV = 0$.

从扩散运动的速度公式可知,该公式能够融合 WSN 节点间的环境知识来优化 WSN 节点部署,令节点之间尽可能保持最佳的间隔距离,从而降低节点间感知范围的重合度以提高 WSN 覆盖率.

3.2.2 碰撞运动

在 PSO-EK 优化 WSN 覆盖的过程中,除了提取 WSN 节点间的环境知识,还可以从节点与障碍物、节

点与区域边界之间的分布状态中提取环境知识.由于障碍物和区域边界均有 WSN 节点不可部署、不可感知的性质,对 WSN 节点在目标区域内的部署并无区别.因此,可以将障碍物视作目标区域边界,对紧邻目标区域边界的 WSN 节点作如下分析.

当节点的感知范围与目标区域边界不相交时,节点的感知范围不受目标区域边界影响.而当节点的感知范围与目标区域边界相交时,其部署状态可如图 4 所示.当节点 c 的感知范围与目标区域边界相交时,节点 c 到目标区域边界的距离为 CS ,随着节点 c 向目标区域边界移动,距离 CS 也会逐渐减小,节点 c 的感知范围也会逐渐减小,从而导致 WSN 的覆盖范围逐渐减小,降低了 WSN 覆盖率.因此,当 WSN 节点的感知范围与目标区域边界相交时,WSN 覆盖率与其节点到目标区域边界距离相关.

对上述 WSN 节点与目标区域边界之间的环境知识分析可知,当 WSN 节点到目标区域边界的距离 CS 小于 R 时,WSN 覆盖率将根据节点到目标区域边界的距离 CS 的变化而改变.因此,到目标区域边界的距离 CS 小于 R 的 WSN 节点被称作邻界节点.假定邻界节点到目标区域边界距离为 CL 时,WSN 可以在目标区域内取得覆盖率最大值,则 CL 为邻界节点到目标区域边界的最佳距离.而到目标区域边界距离小于 CL 的邻界节点感知范围更小,不利于提高 WSN 覆盖率.因此,令到目标区域边界距离小于 CL 的 WSN 邻界节点背离邻近边界运动以使二者间距离达到 CL ,降低节点感知范围与障碍物、节点与区域边界之间的重叠度,以提升 WSN 覆盖率,则这一运动过程称作碰撞运动(Collision Motion).邻界节点至目标区域边界的最佳距离 CL 称作碰撞运动距离.此时,进行碰撞运动后的节点部署状态如图 5 所示.

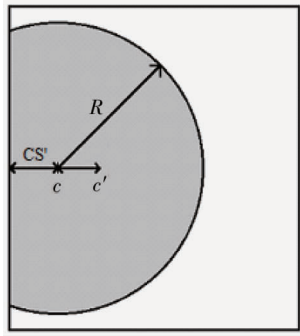


图4 进行碰撞运动前的无线传感器节点部署状态

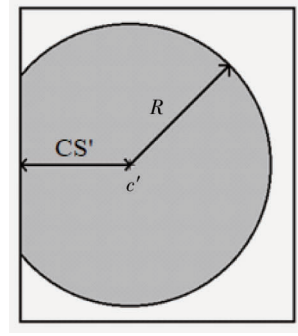


图5 进行碰撞运动后的无线传感器节点部署状态

根据碰撞运动过程可构建出 WSN 邻界节点的碰撞运动速度 CV ,具体计算方法如下所示.

在种群的第 i 个粒子中,当第 j 个 WSN 节点到第 k 处目标区域边界的距离 $CS_{i,j,k}$ 小于碰撞运动距离 CL_i 时,其到边界距离为 $CS_{i,j,k} = \|Y_{i,k} - X_{i,j}\|$,则第 j 个节点背离第 k 处目标区域边界运动时的距离为 $CL_i - CS_{i,j,k}$,该运动距离是节点到目标区域边界距离 $CS_{i,j,k}$ 的 $(CL_i - CS_{i,j,k}) / CS_{i,j,k}$ 倍.考虑到 WSN 节点的运动方向,第 i 个粒子中第 j 个 WSN 节点背离第 k 处目标区域边界进行碰撞运动时的速度由式(9)计算得到:

$$CV_{i,j,k} = \frac{CL_i - CS_{i,j,k}}{CS_{i,j,k}} \times (X_{i,j} - Y_{i,k}). \quad (9)$$

式中: $X_{i,j}$ 为第 i 个粒子中第 j 个 WSN 节点的位置; $Y_{i,k}$ 为第 i 个粒子中第 k 处目标区域边界到第 j 个节点距离小于 CL_i 的位置; $CV_{i,j,k}$ 为第 i 个粒子中第 j 个节点受第 k 处目标区域边界位置作用时做碰撞运动的速度; CL_i 为第 i 个粒子的碰撞运动距离; $CS_{i,j,k}$ 为第 i 个粒子中第 j 个节点到第 k 处目标区域边界距离.

由于邻界节点存在零处或多处距离小于 CL_i 的目标区域边界位置,WSN 邻界节点也存在零个或多个碰撞运动速度.为保证 WSN 邻界节点在目标区域内部署时不越界,本文使用均值法计算第 i 个粒子中第 j 个节点的碰撞运动速度,该计算过程如式(10)所示.

$$CV_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^{CN} CV_{i,j,k}}{CN}. \quad (10)$$

式中: CN 为第 i 个粒子中第 j 个节点到目标区域边界距离小于 CL_i 的边界位置个数; $CV_{i,j}$ 为第 i 个粒子中

第 j 个节点的碰撞运动速度.

对于不满足碰撞运动条件的 WSN 节点,其碰撞运动速度值为零,即 $CV = 0$.

从碰撞运动的速度公式[式(10)]可知:在融合节点与区域边界、节点与障碍物之间的环境知识后,该公式可以有效地优化节点在障碍物和区域边界附近的部署位置,令节点与区域边界、节点与障碍物之间尽可能保持最佳的间隔距离,以提升 WSN 在多障碍物环境内的覆盖率.

3.2.3 粒子运动方程

扩散运动和碰撞运动可以令 WSN 节点在融合环境知识后进行方向性移动,使粒子中 WSN 节点部署在多障碍物环境内更加均匀分散,从而提升 WSN 覆盖率.结合 WSN 节点扩散运动和碰撞运动的速度公式,可以构建融合环境知识的粒子运动方程.在该运动方程中,第 i 个粒子的运动速度 PV_i 由式(11)计算得到:

$$PV_i = DV_i + CV_i. \quad (11)$$

式中: PV_i 为第 i 个粒子的运动速度; DV_i 为第 i 个粒子的扩散运动速度; CV_i 为第 i 个粒子的碰撞运动速度.

第 i 个粒子的位置 X_i 由式(12)计算得到:

$$X_i = X_i + PV_i. \quad (12)$$

3.3 自适应参数策略

针对多障碍物环境内的 WSN 覆盖优化过程,每个粒子都有对应的扩散运动距离 DL 和碰撞运动距离 CL.为了实现对 WSN 节点位置的高效部署,需要确定 WSN 覆盖率最大时扩散运动距离 DL 和碰撞运动距离 CL 的最优值.然而,由于扩散运动距离 DL 和碰撞运动距离 CL 的最优值难以使用传统方法计算得到,因此,PSO-EK 提出了基于历史经验的自适应参数策略.在该策略中,利用多障碍物环境内 WSN 覆盖优化的成功经验,迭代优化扩散运动距离 DL 和碰撞运动距离 CL 的数值,从而逐渐逼近有最大 WSN 覆盖率时的最优参数值,该策略的计算过程如下.

在 PSO-EK 完成一次迭代优化后,将成功优化后粒子的扩散运动距离 DL 和碰撞运动距离 CL 进行记录,分别得到历史扩散运动距离 SDL 和历史碰撞运动距离 SCL,该过程计算方法分别如式(13)和式(14)所示.

$$SDL_i = DL_i. \quad (13)$$

式中: SDL_i 为第 i 个粒子的历史扩散运动距离; DL_i 为第 i 个粒子的扩散运动距离.

$$SCL_i = CL_i. \quad (14)$$

式中: SCL_i 为第 i 个粒子的历史碰撞运动距离; CL_i 为第 i 个粒子的碰撞运动距离.

由于每个粒子之间的历史运动距离相互独立,因此,对种群中所有粒子的历史运动距离进行均值化处理,得到种群扩散运动距离 μ_{DL} 和种群碰撞运动距离 μ_{CL} ,该过程可以反映出 PSO-EK 对扩散运动距离 DL 和碰撞运动距离 CL 的全局优化趋势.该过程计算方法如式(15)和式(16)所示.

$$\mu_{DL} = \frac{\sum_{i=1}^{NP} SDL_i}{NP}; \quad (15)$$

$$\mu_{CL} = \frac{\sum_{i=1}^{NP} SCL_i}{NP}. \quad (16)$$

基于种群扩散运动距离 μ_{DL} 和种群碰撞运动距离 μ_{CL} , PSO-EK 利用正态随机数再次生成所有粒子的扩散运动距离 DL 和碰撞运动距离 CL.该过程计算方法如式(17)和式(18)所示.

$$DL_i = Rd(\mu_{DL}, 0.1). \quad (17)$$

式中: DL_i 为第 i 个粒子的扩散运动距离; Rd 为均值为 μ_{DL} 、标准差为 0.1 的正态随机函数.

$$CL_i = Rc(\mu_{CL}, 0.1). \quad (18)$$

式中: CL_i 为第 i 个粒子的碰撞运动距离; Rc 为均值为 μ_{CL} 、标准差为 0.1 的正态随机函数.

3.4 PSO-EK 算法流程

基于以上描述,PSO-EK 算法步骤如下:

第1步:初始化种群及其粒子的扩散运动距离和碰撞运动距离.

第2步:计算粒子的适应值,并更新粒子历史最优和种群历史最优.

第3步:若满足算法的迭代结束条件,则执行第10步;否则,重复执行第2步~第6步.

第4步:根据式(13)和式(14)更新粒子的历史扩散运动距离和历史碰撞运动距离.

第5步:根据式(15)和式(16)更新种群的扩散运动距离和碰撞运动距离.

第6步:对种群中的每个粒子依次执行第7步~第9步.

第7步:根据式(17)和式(18)更新粒子的扩散运动距离和碰撞运动距离.

第8步:使用式(7)~式(10)计算粒子中 WSN 节点的扩散运动速度和碰撞运动速度.

第9步:使用式(11)计算粒子速度,并根据式(12)更新粒子位置.

第10步:输出种群历史最优值.

4 仿真试验分析

4.1 试验参数

空间区域为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$,障碍物区域为若干个不可覆盖区域,WSN 节点数目 $N=120$,感知半径 $R=5\text{ m}$,不确定性感知范围 $r=1\text{ m}$,参数 $\lambda=\beta=0.5^{[22]}$.为了验证 PSO-EK 的性能,设置障碍物在空间中占比分别为 10%、20% 和 30% 的多障碍物环境 W-S、W-M 和 W-L,以此模拟障碍物分布密度分别为稀疏、中等和稠密的 3 种多障碍物环境.在该试验中所含障碍物均为随机分布,如图 6~图 8 所示.此外,该仿真试验是在 Intel core i7 双核 CPU,主频 3.2 GHz,内存 8 GB,操作系统 Windows10 环境下进行,试验仿真软件采用 MATLAB 2020b.

在该试验中,PSO-EK 与 PSO^[19],PPSO^[24],iDE^[25],ASRGABC^[26]和 EFPA-G^[27]算法进行性能比较,除了 PSO 以外,其他 4 种算法均为近几年提出的优秀智能优化算法.其中,PPSO 是 GHASEMI 等^[24]提出的自适应粒子群优化算法,该算法结合数学中的相量理论.LIN 等^[25]提出的 iDE 不同于传统差分进化算法,在 iDE 算法中,LIN 等提出了一种新的动态变异参数策略.ASRGABC 是 ZENG 等^[26]提出的改进人工蜂群算法,该算法提出了一种利用种群中精英个体来指导跟随蜂搜索过程的方法,基于高斯扰动的搜索策略及基于最优个体和 Lévy 飞行的增强策略.ZHENG 等^[27]提出了 EFPA-G 这一改进花朵授粉算法.与上述具有不同特性的优秀智能优化算法进行比较,可以更好地评价 PSO-EK 在求解多障碍物环境内 WSN 覆盖优化问题方面的性能表现.

为了显示公平性,该试验种群大小设置为 10,最大评价次数设置为 5 000,运行次数设置为 50.试验中各算法的其余参数设置如表 1 所示.

表 1 参数设置

算法名称	参数设置
PSO ^[19]	$w = 0.729\ 84, C_1 = C_2 = 1.496\ 18$
PPSO ^[24]	-
iDE ^[25]	CR = 0.9
ASRGABC ^[26]	-
EFPA-G ^[27]	$P = 0.5$
PSO-EK	-

4.2 试验结果及其分析

图 6~图 8 描述了在 3 种测试环境下,PSO 与 PSO-EK 优化的 WSN 覆盖结果,其中矩形和圆形的深灰色区域代表不同形状下的障碍物区域,圆形浅灰色为无线传感器节点的感知范围.从 WSN 的覆盖结果可知:PSO 优化的 WSN 节点并不能均匀分布,而 PSO-EK 优化的 WSN 节点部署相对更加离散均匀.

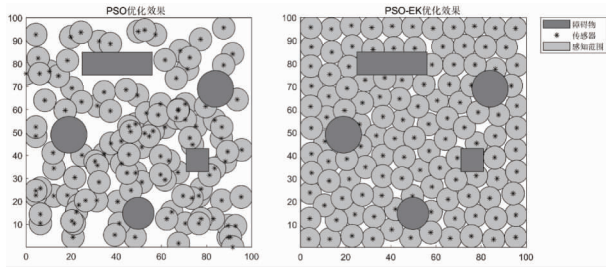


图 6 PSO 与 PSO-EK 在 W-S 环境中的覆盖结果对比

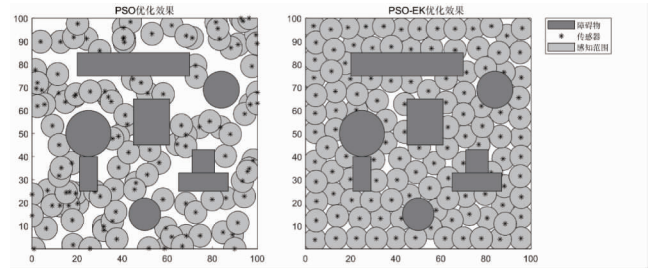


图 7 PSO 与 PSO-EK 在 W-M 环境中的覆盖结果对比

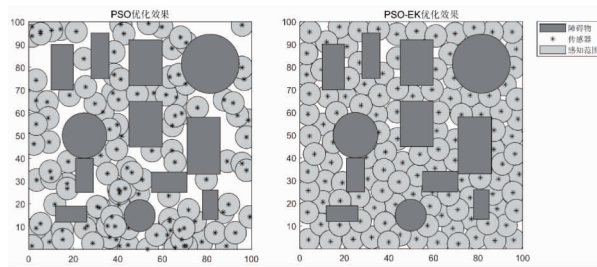


图 8 PSO 与 PSO-EK 在 W-L 环境中的覆盖结果对比

从表 2 试验结果可知:在 W-S,W-M 和 W-L 环境中,PSO 优化的 WSN 覆盖率分别为 72.72% ,74.38% 和 76.33%,PSO-EK 优化的 WSN 覆盖率分别为 91.16% ,92.43% 和 93.61% ,显著优于 PSO 的优化结果.这是由于 PSO-EK 在融合环境知识后,WSN 节点进行扩散运动和碰撞运动,节点与节点之间、节点与障碍物以及节点与区域边界之间均能保持相对较好的间隔距离,促使 WSN 节点在目标区域内相对均匀地离散分布,从而提高了 WSN 的覆盖率.因此,PSO-EK 在求解多障碍物环境内 WSN 覆盖优化问题时拥有更好的优化结果.

此外,采用统计学中的 Friedman 秩和检验对各算法的 WSN 覆盖率进行统计分析.从表 2 中的 Friedman 秩和检验结果可知:在 W-S,W-M 和 W-L 测试环境中,PSO-EK 优化的 WSN 覆盖率的秩平均值都以排名第一的优势高于其他算法,进一步表明 PSO-EK 在求解多障碍物环境内 WSN 覆盖优化方面具有显著的优势.

表 2 各算法在 3 种测试环境中的试验结果对比

测试环境	算法名称	WSN 覆盖率/%	秩平均值	算法排名
W-S	PSO	72.72	1.06	6
	PPSO	78.92	3.94	3
	iDE	74.35	2.04	5
	ASRGABC	85.50	5.00	2
	EFPA-G	76.21	2.96	4
	PSO-EK	91.16	6.00	1
W-M	PSO	74.38	1.08	6
	PPSO	82.53	3.98	3
	iDE	77.45	1.94	5
	ASRGABC	88.20	5.00	2
	EFPA-G	79.87	3.00	4
	PSO-EK	92.43	6.00	1
W-L	PSO	76.33	1.18	6
	PPSO	83.35	3.68	3
	iDE	77.48	1.82	5
	ASRGABC	91.06	5.00	2
	EFPA-G	82.56	3.32	4
	PSO-EK	93.61	6.00	1

图9~图11展示了在3种测试环境下,各算法的WSN覆盖优化对比.从图9~图11及表2试验结果可知:在W-S,W-M和W-L环境中,PPSO优化的WSN覆盖率为78.92%,82.53%和83.35%,iDE优化的WSN覆盖率为74.35%,77.45%和77.48%,ASRGABC优化的WSN覆盖率为85.50%,88.20%和91.06%,EFPA-G优化的WSN覆盖率为76.21%,79.87%和82.56%.而在W-S,W-M和W-L环境中,PSO-EK优化的WSN覆盖率为91.16%,92.43%和93.61%.因此,PSO-EK优化的WSN覆盖率优于其他算法.该组试验结果表明:在求解多障碍物环境内的WSN覆盖优化方面,PSO-EK具有显著性优势.

图9~图11中的WSN覆盖优化对比可知:在迭代前期,融合环境知识的PSO-EK大幅度提升了WSN的覆盖率,特别是在评价次数为500次时,PSO-EK优化的WSN覆盖率已经明显高于其他算法的优化结果.而在迭代后期,各算法对WSN覆盖率的提升作用较小.这表明由于PSO,PPSO,iDE,ASRGABC和EFPA-G缺少对环境知识的利用,因而在WSN覆盖优化过程中存在一定的盲目性,难以有效地提升WSN覆盖率.而PSO-EK在融合多障碍物环境中的知识后,可以利用环境知识来引导WSN节点进行方向性运动,高效地提高了WSN的覆盖率.因此,PSO-EK不仅在求解多障碍物环境内WSN覆盖优化方面具有显著优势,而且在优化过程中还拥有较快的收敛速度.

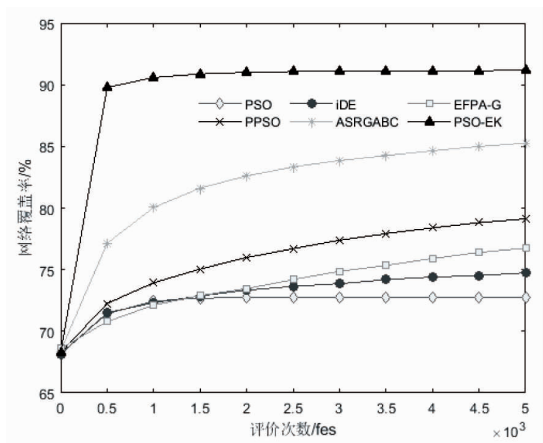


图9 各算法在W-S环境中的WSN覆盖优化过程

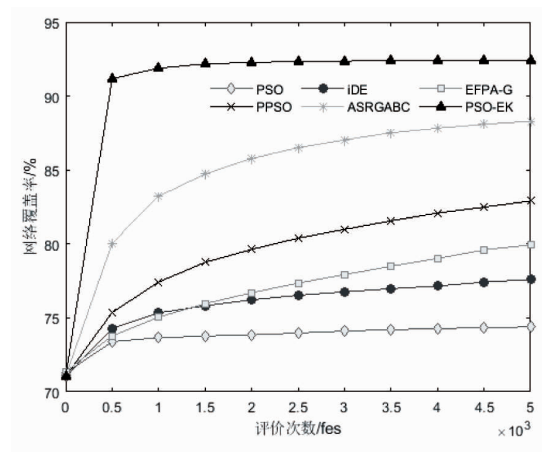


图10 各算法在W-M环境中的WSN覆盖优化过程

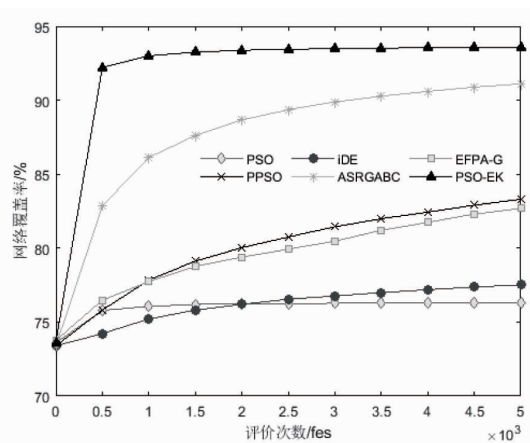


图11 各算法在W-L环境中的WSN覆盖优化过程

5 结论

1) 针对传统PSO算法在求解多障碍物环境内WSN覆盖优化问题中存在的盲目性,提出一种融合环境知识的粒子群优化算法,构建出融合环境知识的粒子运动方程.

2) 与传统PSO算法相比,本文算法可以有效提升多障碍物环境内的WSN覆盖率.

3) 环境知识的提取过程需要一定的时间成本.因此,改进环境知识的提取过程以降低算法的时间成本将是下一阶段的研究目标.

参考文献:

- [1] WANG B. Coverage problems in sensor networks[J]. *ACM Computing Surveys*, 2011, 43(4): 1–53.
- [2] 王振东, 谢华茂, 胡中栋, 等. 改进花朵授粉算法的无线传感器网络部署优化[J]. *系统仿真学报*, 2021, 33(3): 645–656.
- [3] 杨菲, 陈益能, 丁德红. 面向物联网的无线传感器网络异构组网技术研究[J]. *湖南科技大学学报(自然科学版)*, 2015, 30(1): 87–91.
- [4] 神显豪, 马雪皎, 牛少华, 等. 基于改进狮群算法的管道传感器网络覆盖优化[J]. *传感技术学报*, 2022, 35(9): 1268–1276.
- [5] HU X Y, YANG L Q, XIONG W. A novel wireless sensor network frame for urban transportation[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2015, 2(6): 586–595.
- [6] 李纲, 张彩霞, 胡绍林, 等. 面向桥梁结构健康监测的 WSN 分簇路由协议[J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(1): 62–69.
- [7] 孙爱晶, 郑世鹏. 基于混沌优化萤火虫算法的 WSN 分簇算法[J]. *传感技术学报*, 2021, 34(9): 1224–1230.
- [8] 叶继华, 肖波, 杨思渝, 等. 结合相对熵和多跳转发路由的改进 WSN 节能策略[J]. *计算机科学与探索*, 2021, 15(1): 119–131.
- [9] 徐魏超, 王冠凌, 陈孟元. 无人机协助下基于 SR-CKF 的无线传感器网络节点定位研究[J]. *智能系统学报*, 2019, 14(3): 575–581.
- [10] LIN J W, CHEN Y T. Improving the coverage of randomized scheduling in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(12): 4807–4812.
- [11] SRIVASTAVA A, MISHRA P K. A survey on WSN issues with its heuristics and meta-heuristics solutions[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 121(1): 745–814.
- [12] 陈暄, 顾锦, 毛科技, 等. 一种改进鲸鱼算法的无线传感器网络定位优化研究[J]. *传感技术学报*, 2021, 34(10): 1366–1373.
- [13] 张苏颖, 竺兴妹, 许曙青. 基于改进鲸鱼优化算法的传感网络节点移动策略[J]. *传感技术学报*, 2022, 35(6): 831–836.
- [14] 郭超, 杨宇轩, 胡荣磊, 等. 基于粒子群算法的 WSN 覆盖优化[J]. *计算机应用研究*, 2020, 37(4): 1170–1173.
- [15] 王振东, 汪嘉宝, 李大海. 一种增强型麻雀搜索算法的无线传感器网络覆盖优化研究[J]. *传感技术学报*, 2021, 34(6): 818–828.
- [16] SUN W F, TANG M, ZHANG L J, et al. A survey of using swarm intelligence algorithms in IoT[J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1420.
- [17] 李守玉, 何庆, 陈俊. 改进平衡优化器算法的 WSN 覆盖优化[J]. *计算机应用研究*, 2022, 39(4): 1168–1172.
- [18] HUANG Y H, ZHANG J, WEI W, et al. Research on coverage optimization in a WSN based on an improved COOT bird algorithm[J]. *Sensors*, 2022, 22(9): 3383.
- [19] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//*Proceedings of ICNN'95 – International Conference on Neural Networks*. IEEE, 1995: 1942–1948.
- [20] WANG X, WANG S, MA J J. An improved co-evolutionary particle swarm optimization for wireless sensor networks with dynamic deployment[J]. *Sensors*, 2007, 7(3): 354–370.
- [21] 杨永建, 樊晓光, 甘轶, 等. 基于改进 PSO 算法的传感器网络覆盖优化[J]. *系统工程与电子技术*, 2017, 39(2): 310–315.
- [22] NI Q J, DU H M, PAN Q Q, et al. An improved dynamic deployment method for wireless sensor network based on multi-swarm particle swarm optimization[J]. *Natural Computing*, 2017, 16(1): 5–13.
- [23] WANG L, YANG B, CHEN Y H. Improving particle swarm optimization using multi-layer searching strategy[J]. *Information Sciences*, 2014, 274: 70–94.
- [24] GHASEMI M, AKBARI E, RAHIMNEJAD A, et al. Phasor particle swarm optimization: a simple and efficient variant of PSO[J]. *Soft Computing*, 2019, 23(19): 9701–9718.
- [25] LIN Y F, YANG Y E, ZHANG Y Y. Improved differential evolution with dynamic mutation parameters[J]. *Soft Computing*, 2023, 27(23): 17923–17941.
- [26] ZENG T, WANG W J, WANG H, et al. Artificial bee colony based on adaptive search strategy and random grouping mechanism[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 192: 116332.
- [27] ZHENG J, YUAN T, XIE W W, et al. An enhanced flower pollination algorithm with Gaussian perturbation for node location of a WSN[J]. *Sensors*, 2023, 23(14): 6463.