

改进海洋捕食者算法及其在 WRSN 充电规划中的应用^①



王俊杰, 李明, 蔡必文

(重庆工商大学 计算机科学与信息工程学院, 重庆 400067)

通信作者: 王俊杰, E-mail: 2788775831@qq.com

摘要: 针对无线可充电传感器网络下的多无人机充电规划, 仅考虑无人机的飞行距离为成本目标规划出最优充电路径显得单一片面, 现把无人机的飞行距离、能量消耗、时间成本和无人机搭配成本组合成新的成本目标模型, 为了减少飞行停留点次数, 还加入了正六边形充电模型, 并提出了一种改进的海洋捕食者算法 (BMPA) 应用到此场景中. 改进之处在于: 一方面, 在海洋捕食者算法中引入了天牛须搜索算法寻找全局气味值最大的点的操作, 改善了最优解的质量; 另一方面, 在海洋捕食者算法中加入了新的自适应的非线性移动步长的参数, 进一步改善勘探与开发的平衡, 提高了全局搜索能力, 促进局部研究的快速收敛. 仿真实验结果表明, 提出的算法不仅有效地减少了飞行次数, 而且降低了飞行距离和算力消耗, 与 BAS、MPA 和 PreWBAS 算法相比, 在求解新的成本目标函数值上减少了 50.90%、4.85% 和 14.38%, 证明了改进后的算法的有效性.

关键词: 无线可充电传感器网络; 多目标优化; 改进的海洋捕食者算法; 天牛须搜索算法; 路径规划

引用格式: 王俊杰, 李明, 蔡必文. 改进海洋捕食者算法及其在 WRSN 充电规划中的应用. 计算机系统应用, 2023, 32(10): 192-200. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9246.html>

Improved Marine Predator Algorithm and Its Application in WRSN Charging Planning

WANG Jun-Jie, LI Ming, CAI Bi-Wen

(School of Computer Science and Information Engineering, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)

Abstract: For the multi-UAV charging planning under the wireless rechargeable sensor network, only considering the flight distance of the UAV to plan the optimal charging path for the cost target is single one-sided. Now the UAV flight distance, energy consumption, time cost, and UAV matching cost are combined into a new cost target model. To reduce the number of flight stops, a regular hexagonal charging model is also added, and an improved marine predator algorithm (BMPA) is proposed to be applied to this scenario. The improvement is as follows. On one hand, beetle antennae search algorithm is introduced into the marine predator algorithm to find the point with the largest odor value, which improves the optimal solution quality. On the other hand, a new adaptive nonlinear moving step parameter is added to the marine predator algorithm. As a result, the balance of exploration and development, and the global search ability are improved, and the rapid convergence of local research is promoted. The simulation results show that the proposed algorithm not only effectively reduces the number of flights, but also decreases the flight distance and computing power consumption. In addition, the new cost objective function values are reduced by 50.90%, 4.85%, and 14.38% compared with BAS, MPA, and PreWBAS algorithms, which proves the effectiveness of the improved algorithm.

Key words: wireless rechargeable sensor network (WRSN); multi-objective optimization; improved marine predator algorithm; beetle antennae search algorithm; path planning

① 基金项目: 重庆市教委科技项目 (KJZD-M202200801, KJQN201900839); 重庆市教育科学规划课题 (2018-GX-023); 重庆市教改项目 (213202); 重庆工商大学研究生教改项目 (2021YJG0208); 重庆工商大学研究生课程思政建设项目 ([2022]56)

收稿时间: 2023-03-18; 修改时间: 2023-04-20; 采用时间: 2023-04-27; csa 在线出版时间: 2023-07-17

CNKI 网络首发时间: 2023-07-18

随着 Kurs 等人^[1]提出电磁耦合谐振能量传输技术,将此技术引入到无线传感器网络中,形成无线可充电传感器网络(wireless rechargeable sensor network, WRSN)^[2],WRSN脱胎于无线传感器网络,因此WRSN应用领域同样也很广泛,如家居^[3]、军事^[4]、交通^[5]等.随着无线可充电传感器网络的深入研究和广泛应用,而充电的路径规划问题已成为该领域研究的热点.如何通过一个合理的充电顺序依次为传感器节点充电,即设计一条合理的充电路径,对于不同规模的传感器网络中,充电设备又可以分为单台移动设备^[6]或者多台移动设备,现在常用的充电设备是移动小车(MC)或者无人机,但由于无人机飞行更便捷,所遇到障碍物少的特点,因此研究无人机为WRSN中的节点无线充电时的路径规划非常有意义.

在小规模的传感器网络中,设计一个无人机补充能量即可满足需求,但是对于大规模的传感器网络,就需要采取多个无人机及时为传感器节点补充能量,此外,优化算法求解这类问题也有不少突破,为了找到最优的充电路径同时使得充电设备的能量损耗减少,吴蕾等人^[7]采用遗传算法解决路径问题并且提出了基于半径的聚类算法来减少目标点数目来达到降低路径距离.雷蕾等人^[8]运用萤火虫算法来满足网络中节点的动态能耗需求,并设置合理的动态充电时隙从而进行有效的及时充电规划.王茜等人^[9]采用改进的鸽群算法和遗传算法混合的方式求解充电路径问题,并且提出了基于自适应惯性权重的速度更新公式,以加快全局搜索的收敛速度.Hong等人^[10]提出了环形漫游算法和八流算法,使其平衡多个充电器之间的充电消耗达到节省能量.Mukase等人^[11]提出了蜉蝣算法(MA)来降低整体系统能耗和总行驶距离,同时提高移动充电器设备的休假时间比.Jia等人^[12]发明了一种基于计算几何的算法来部署MC停留的多个充电位置为附近的传感器充电.Zhao等人^[13]设计了一种改进的蜂群算法来降低充电能耗和路径成本,从而选出充电效率最高的路径.

上述针对求解充电路径问题,虽然用了一些启发式算法,通过减少目标点或者有效部署充电位置、减少充电器休假时间、加快算法的收敛速度和提高算法最优解的能力来减少充电路径上的能耗,但是在实际充电问题中,充电设备在传感器节点上花费时间太多会影响到在其他节点,将等待时间过长,因此,不仅要

考虑充电设备自身的能量消耗,还需要对充电时间进行规划,当多充电设备如果有不同型号,搭配的问题也不可忽视.

针对上述存在的问题,本文在建立多个不同类型的无人机可充电的传感器网络场景下,综合考虑起无人机飞行路径、能量消耗、充电时间成本和无人机分配成本成为目标函数,同时对海洋捕食者算法^[14]进行改进,加入天牛须算法^[15],并且加入充电模型减少了飞行的停留次数,用新的算法解决充电路径规划问题.

1 多辆多种无人机的模型与问题描述

1.1 网络模型

考虑一种多无人机的可充电传感器网络作为本文研究的网络模型,如图1所示,在一个 $L \times L$ 平方的平面区域内随机部署 n 个传感器节点、基站和多个无人机,节点之间是通过多跳路由将监测的数据发送给基站,多个无人机从基站里出发的,从高空采取一对多充电的方式为地面的待充节点集进行无线充电,节点在无人机的充电范围内就可以接收能量,最后,所有的无人机返回到基站休息来补充能量.

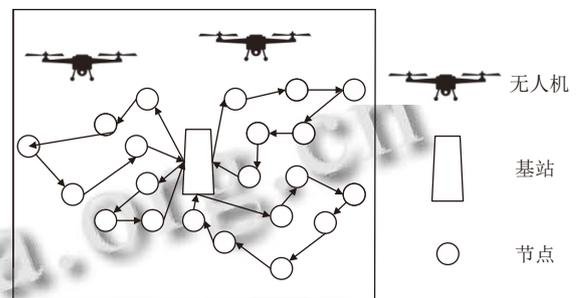


图1 网络模型

1.2 能耗模型

在传感器网络中,传感器的工作主要是对所检测的数据进行处理.在接收数据过程中是会消耗能量的,能量消耗的模型公式如式(1)所示:

$$E_r = ERX \times cm \quad (1)$$

其中, ERX 为接收每比特信息消耗的能量,数值为 5×10^{-14} J/bit, cm 为接收数据中控制信息的大小.

数据传输消耗能量公式如式(2)所示:

$$E_t = \begin{cases} ETX \times dm + Efs \times dm \times d^2, & d < d_0 \\ ETX \times dm + Efs \times dm \times d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)指的是,距离基站越远的节点,消耗的能量

会更多,其中 ETX 是传输每比特信息消耗的能量,数值为 5×10^{-14} J/bit, dm 为传输数据中数据信息的大小, Efs 是节点本身耗散的能量, d 是节点到基站的距离, d_0 是常量,节点到基站之间的距离临界值为 30 m.

无人机给传感器节点充电中,主要是分为飞行途中消耗能量和无线能量发射单元消耗(给传感器补充的能量),如图2所示.

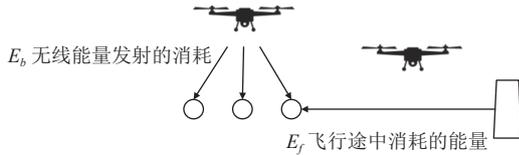


图2 无人机能耗模型

无人机总能量消耗公式模型如下:

$$E_{zong} = E_f + E_b \quad (3)$$

$$E_f = P_f \times T_f = P_f \times \frac{L}{V} \quad (4)$$

$$E_b = P_d \times \sum t_i \quad (5)$$

$$t_i = \frac{E_{max} - E_i}{P_d} \quad (6)$$

其中, P_f 为无人机飞行的功率, T_f 为飞行的时间, V 是飞行的速度, L 是飞机的距离, P_d 为无人机固定发射功率,式(6)中的 t_i 是每个传感器节点所补充能量的时间, E_{max} 是传感器节点的最大电池容量, E_i 为传感器节点的没有充电之前的能量.

1.3 充电模型

选择正六边形结构的充电簇,可以覆盖整个网络区域^[16],本文的充电模型如图3所示,根据在充电半径 r 内是可以接收无人机的能量进行充电,假设本文的网络区域中可以按照多个正六边形拼接而成,那么这就可以把无人机飞行途中的停留点,也就是把需要到达待充节点的这个位置变为正六边形的正中心的位置点.

1.4 问题描述

本文中,根据参考文献[9]设置了两种不同类型的无人机给传感器节点充电.在这个过程中,主要研究的问题是:在每个无人机所能承受的充电能力没有超过自身的电池容量约束下,合理分配出无人机的数量,使其多无人机充电路径规划的成本最小化.将该问题描述为:

$$\min F \quad (7)$$

约束条件为:

$$\max(m) < M \quad (8)$$

$$charge(C_i) \leq E_{uav-max}, 1 \leq i \leq M \quad (9)$$

$$\sum_i^N S_{charge,i} \subseteq V \quad (10)$$

$$consume(S_i) \leq E_{max}, 1 \leq i \leq M \quad (11)$$

$$q_i \leq t_i \leq z_i \quad (12)$$

式(8)中的 M 为无人机的最大的总数,意思是无人机的分配数量不大于无人机的总数量.

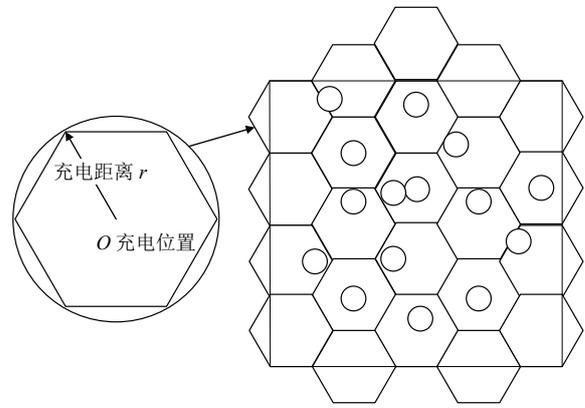


图3 充电模型

式(9)中的 $charge(C_i)$ 表示第 i 个无人机给节点充电的能耗不大于 $E_{uav-max}$ (无人机本身能量).式(10)中的 $S_{charge,i}$ 表示所需充电节点序列不大于 V (总节点序列).式(11)中的 $consume(S_i)$ 表示第 i 节点所消耗的能量都不大于 E_{max} (节点本身的能量).式(12)表示无人机给第 i 个节点充电的时间 t_i 要在请求充电的时间 q_i 和维持节点运行时间 z_i 之间.

$$f_1 = \sum_i^N \sum_m^M (dis_{i,i+1} + dis_{m,0}) \quad (13)$$

$$f_2 = \sum_i^N P_f \times \frac{dis_{i,i+1}}{V} \quad (14)$$

$$f_3 = \sum_i^N \sum_m^M ((t_{i,m} - z_{i,m}) \times z \text{cost} + (q_{i,m} - t_{i,m}) \times q \text{cost}) \quad (15)$$

$$f_4 = M_1 \times a \text{cost} + M_2 \times b \text{cost}, 0 \leq M_1 + M_2 \leq M \quad (16)$$

$$F = \frac{f_1 + f_2 + f_3 + f_4}{4} \quad (17)$$

关于 F 成本目标模型是由无人机路径距离, 能量消耗, 时间成本和无人机分配成本组成, 其中, 式 (13) 中的 f_1 是无人机充电飞行距离, 式 (14) 中的 f_2 就是无人机飞行消耗能量, 是把每个无人机对所需节点序列进行充电所消耗的能量的总和. 式 (15) 中的 f_3 是充电时间成本, 并且充电时间是在式 (12) 的约束下进行的, 当无人机到达节点的时间大于维持节点运行时间, 将产生等待成本为 $zcost$, 当无人机到达节点的时间小于请求充电的时间, 将产生等待成本为 $qcost$. 式 (16) 中的 f_4 是无人机的选取成本, 有两种无人机型号, 它们电池容量和成本都不一样, 并且无人机分配的数量小于无人机的总数. 式 (17) 也就是说对 f_1, f_2, f_3, f_4 取均值, 用组合而成的新成本目标 F 反映路径距离、能量消耗、时间成本和搭配成本的最优情况.

2 改进的海洋捕食者算法 BMPA

2.1 海洋捕食者算法

海洋捕食者算法 (MPA) 主要是模拟海洋生物捕食的行为. 在 MPA 中, 捕食者与猎物是相对的, MPA 的种群个体都以猎物表示, 当一头猎物捕获到它的猎物时, 它就升为捕食者, 其位置为当前的最优解. MPA 算法的关键是三段优化和 $FADs$ 效应.

2.1.1 三段优化

三段优化是 MPA 的重要过程, 主要是为了模拟捕食者和猎物的整个生命周期, 达到从解空间的全局搜索到对解空间的当前最优解位置进行局部搜索过渡, MPA 的第 1 阶段是在迭代初期 (当前迭代的次数小于总迭代次数 1/3), 通过布朗随机游走更新猎物的位置, 公式如下:

$$Stepsize_i = R_b \times (Elite_i - R_b \times Prey_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

$$Prey_i = Prey_i + P \times R \times Stepsize_i \quad (19)$$

其中, $Stepsize_i$ 是猎物的移动步长, R_b 是布朗运动, P 是常量为 0.5, R 是表示的 (0, 1) 的均匀随机变量.

第 2 阶段是在迭代中期 (迭代的次数小于总迭代次数 2/3), 种群被分为两部分, 其中猎物是 Levy 运动, 捕食者是布朗运动, 前者负责在搜索空间内开发, 后者负责在搜索空间内探索. 前一半种群更新公式如式 (20), 后一半种群更新公式如式 (21).

$$Prey_i = Prey_i + P \times R \times R_l \times (Elite_i - R_l \times Prey_i), \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (20)$$

$$Prey_i = Elite_i + P \times CF \times R_b \times (R_b \times Elite_i - Prey_i), \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (21)$$

$$CF = \left(1 - \frac{Iter}{Max}\right)^{\left(\frac{2 \times Iter}{Max}\right)} \quad (22)$$

其中, R_l 是模拟 Levy 运动的随机向量, CF 是控制捕食者移动步长的自适应参数.

最后一个阶段是在迭代后期 (迭代的次数发生在最后是总迭代次数的 1/3), 该阶段捕食者和猎物速度都慢, 此时捕食者的策略为 Levy 运动, 公式如式 (23):

$$Prey_i = Elite_i + P \times CF \times R_l \times (R_l \times Elite_i - Prey_i), \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (23)$$

2.1.2 $FADs$ 效应解决局部收敛

$FADs$ 效应指的是鱼群喜欢聚集在某个地方, 可以引申为局部最优解, 算法在优化过程中通过设置更长的跳跃可以避免陷入局部最优, 公式如式 (24):

$$Prey_i = \begin{cases} Prey_i + CF(X_{min} + R \times (X_{max} - X_{min})) \times U, & \text{if } r \leq FADs \\ Prey_i + (FADs(1-r) + r) \times (Prey_{i1} - Prey_{i2}), & \text{if } r > FADs \end{cases} \quad (24)$$

其中, $FADs$ 表示影响算法优化过程的概率, 通常情况下取 0.2; U 是通过在 [0, 1] 中生成一个随机数组, 如果随机数组小于 $FADs$, 则 U 转换为 0, 如果随机解大于 $FADs$, 则 U 转换为 1. r 表示 [0, 1] 中产生的一个随机数, X_{max} 和 X_{min} 表示包含维数上下限, $Prey_{i1}$ 和 $Prey_{i2}$ 是猎物矩阵的每行数据为一组的随机排列的新矩阵.

2.2 改进的海洋捕食者算法

2.2.1 MPA 算法参数的改进

移动步长的自适应参数 CF 对 MPA 迭代优化过程中勘探与开发的平衡有重要影响. 式 (22) 表示在迭代过程中 CF (1-0), 移动步长的自适应参数增加了全局开发^[17], 为此, 本文提出了一种新的非线性的移动步长的自适应参数, 如式 (25) 所示, 旨在进一步改善勘探与开发的平衡, 提高全球搜索能力, 促进局部研究的快速收敛.

$$CF = \cos\left(\frac{\pi}{2} \left(1 - \frac{Iter}{Max}\right)\right)^{\left(\frac{2 \times Iter}{Max}\right)} \quad (25)$$

2.2.2 BMPA 混合算法的基本思想

海洋捕食者算法虽然在解决一些复杂的优化问题上优势明显^[18,19], 但在解决路径问题上存在收敛速度慢和寻优精度低等问题^[20]. 天牛须搜索算法则与其他仿生类算法不同, 天牛须算法是一种单体搜索算法, 天牛

觅食时会利用左右触须来感知食物的气味强度, 如果左边触须收到的气味强度大, 它下一步就往气味强度大的左边飞, 否则往右边飞, 天牛所找到位置即为可行解, 且天牛须搜索算法前期收敛性强, 为了进一步增加 MPA 算法的搜索能力, 本文将天牛须搜索算法 (BAS) 与改进的 MPA 算法结合^[21]起来解决充电规划的问题。

首先使用天牛须搜索算法在大范围内搜索一组粗略解, 然后以这组粗略的解作为海洋捕食者算法的初始种群, 然后利用 MPA 算法不断的游走碰到捕食者之后, 将更新好的精英代入 BAS 算法再进行游走更新, 然后比较 MPA 更新好的精英个体的目标函数值和 BAS 更新好的精英个体的目标函数值, 更新公式如下所示:

$$dir = \frac{rand(1,k)}{eps + norm(rand(1,k))} \quad (26)$$

$$d_0 = \frac{step(i)}{c} \quad (27)$$

$$B_{right}(i) = X(i+1) - dir \times d_0 \quad (28)$$

$$B_{left}(i) = X(i+1) + dir \times d_0 \quad (29)$$

$$B(i+1) = X(i+1) - dir \times sign(F(B_{left}(i)) - F(B_{right}(i))) \quad (30)$$

$$X(i+1) = \begin{cases} B(i+1), & F(B(i+1)) < F(X(i+1)) \\ X(i+1), & F(B(i+1)) \geq F(X(i+1)) \end{cases} \quad (31)$$

其中, eps 表示 1 到它下一个浮点数之间的距离的一半, $rand(1,k)$ 表示生成 k 维的变量, dir 是天牛的右须, 指向左须的向量的朝向, c 是天牛步长和两须之间的比, d_0 是天牛须的之间的长度, $X(i+1)$ 为执行 MPA 后更新的精英个体, $B_{left}(i)$ 和 $B_{right}(i)$ 分别为天牛的左须的和右须的位置, $B(i+1)$ 为 BAS 更新后的精英个体, $sign$ 为符号函数, $step(i)$ 为第 i 次迭代的步长, F 为目标函数。

该混合算法既有海洋捕食者算法全局寻优的特性, 又具备天牛须搜索算法的前期收敛快的特性, 算法流程图如图 4 所示。

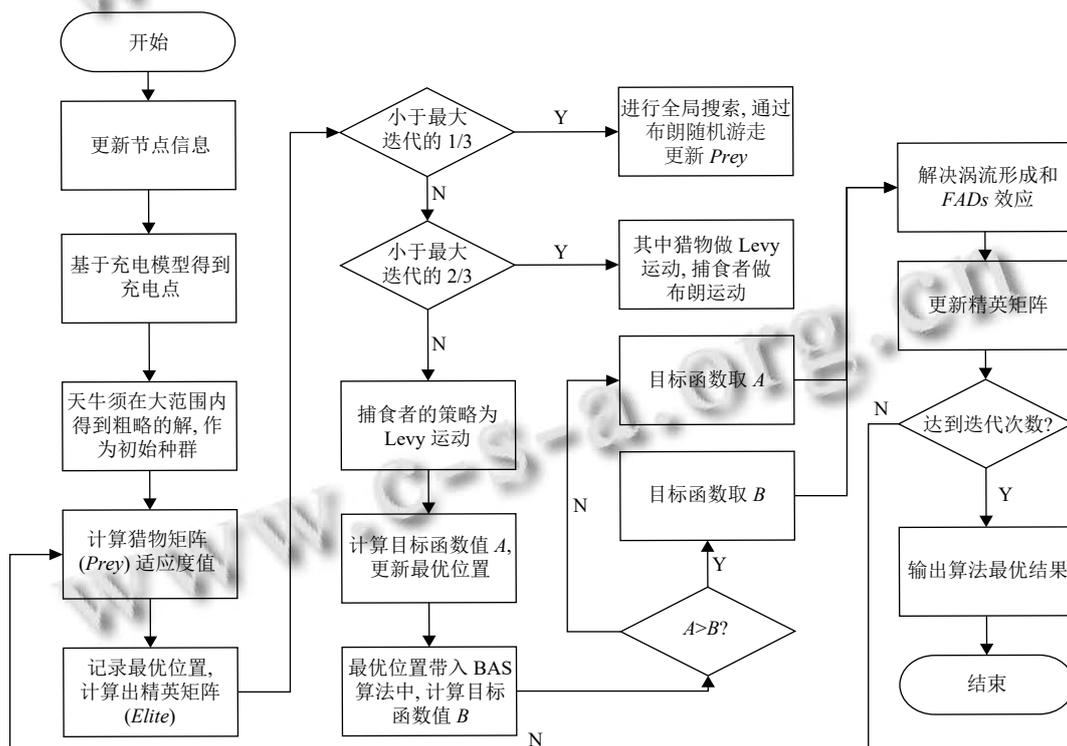


图 4 BMPSA 算法流程图

算法具体步骤如下。

Step 1. 输入传感器节点的集合, 结合充电模型得到待充节点的位置。

Step 2. 种群初始化, 根据搜索空间每一维的上界

和下界, 用天牛须搜索算法搜索一组粗略解当作初始化猎物矩阵, 对每一个猎物个体计算其目标函数值, 然后使用最优个体复制成同规模同纬度的精英矩阵。

Step 3. 在迭代次数范围内, 经过 3 个阶段更新得

到的精英个体, 代入 BAS 算法继续搜索寻优, 最后与其对比, 最优个体替代原来精英矩阵中相应的个体 (一个精英个体即为问题的一个解).

Step 4. 最后, 鱼类聚集装置 (FADs) 是会改变海洋捕食者觅食行为, 这一策略使在寻优过程中克服早熟收敛问题, 逃离局部极值. 然后计算适应度值, 更新最优位置.

Step 5. 判断是否满足停止条件, 如果不满足则重复 Step 3-5, 否则输出算法最优结果.

2.3 BMDPA 运用到 WRSN 的充电路径规划上

研究多辆无人机的充电方案的问题, 就是要寻找充电成本最小的无人机路线, 因此, 本文将对 4 个目标 f_1, f_2, f_3, f_4 线性整合为一个单目标 F , F 为该算法的成本目标函数, 具体转换如式 (18) 所得.

对于无人机充电的路径规划问题, 本文采用整数编码的方式, 有 m 个无人机为 n 个待充节点充电, 假设 0 为基站, 节点充电的顺序为 $(0, i_{1,1}, i_{1,2}, \dots, i_{1,a}, 0; 0, i_{2,1}, i_{2,2}, \dots, i_{2,b}, 0, \dots, 0, i_{m,1}, i_{m,2}, \dots, i_{m,n}, 0)$, 起始节点都为 0, 同时 a 和 b 代表的是无人机负责充电节点的个数, 而两个 0 之间的序列为子序列, 如图 5 所示, 这些数字代表着节点的序号, 相当于矩阵, 每行指的是序号, 每列代表着节点的位置和能量等属性. 通过算法优化, 最终就可以得到最佳路径, 该路径可被看作种群内的一个体, 节点序号排序的序列为个体的属性, 并且子序列代表着一次飞行的轨迹, 有几个子序列就代表着安排了几次飞行.

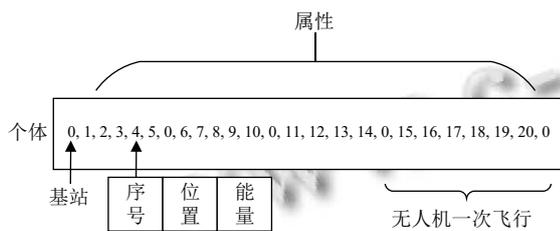


图 5 编码示意图

3 仿真和性能分析

本文使用的是 Matlab R2022a 软件, 根据参考文献 [9] 给定参数如表 1, 搭建实验仿真场景, 将本文改进算法 (BMDPA) 和 MPA 算法, BAS 算法和 PreWBAS 算法 [22] 分别在同一场景下进行比较.

假设 40 个节点分布在 100×100 平方米的监控区域内, 如图 6 所示, “o”是待充节点, “x”是基站.

表 1 仿真实验参数

参数	数值
提前到达惩罚系数	2
延迟到达惩罚系数	4
无人机A型成本系数	1
无人机B型成本系数	2
无人机A型电池容量	4 J
无人机B型电池容量	8 J
充电半径	10 m
E_{max}	1 J
V	6 m/s
P_f	10 W
P_d	30 dBm
FADs	0.2
步长衰减影子 η	0.95
步长和天牛的两须距离的比 c	0.5
步长 $step$	1

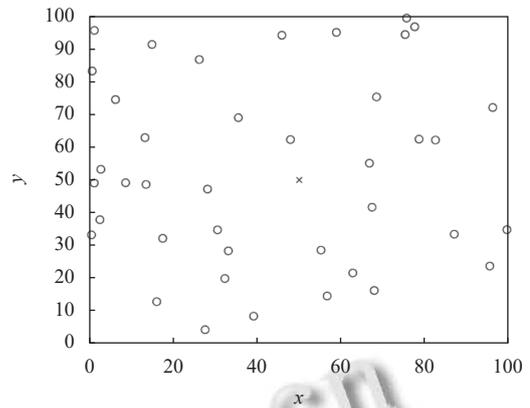


图 6 节点分布图

使用本文算法得到的多个无人机的充电轨迹图为图 7、图 8 所示, 图 7 是原始充电轨迹图, 图 8 是加入充电模型之后的轨迹图, 可以看出不用去遍历每个节点, 只需要飞行到这些节点所在充电半径内的正六边形正中心的位置即可, 明显飞行停靠次数减少. 表 2 列出了使用本文算法在有充电模型下的总飞行路径距离的 3 次实验数据结果, 可以看出在加入充电模型后总飞行路径是减少了.

3.1 收敛性性能比较

为了验证 BMDPA 的收敛性能, 将其在成本目标函数 F 上进行收敛性能实验, 如图 9 所示, 本文改进后的算法 BMDPA 对比其他算法, 其收敛速度是最快的, 也获得了最优的解. 4 种算法在独立运行 10 次获得的平均运行时间如图 10 所示, BAS 耗时最低, 随后是 MPA (10.18 s)、BMDPA (10.89 s) 和 PreWBAS (11.16 s), 本文

算法 BMPA 运行时间不是最低的原因是, 本文提出的改进策略是替代策略加混合策略, 会有额外的计算. 表 3 列出了基于 4 种不同算法下的目标函数和路线, 并且对无人机分配情况做出了说明, 可以看出 B 型无人机次数比 A 型多, 说明考虑时间的优先级要高于无人机的本身的成本, 并且本文算法 BMPA 的充电成本是最低的, 比 BAS、MPA 和 PreWBAS 算法的目标函数分别减少了 50.90%、4.85% 和 14.38%.

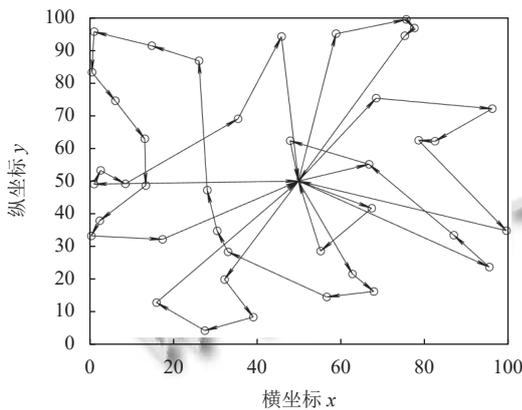


图 7 原始充电轨迹图

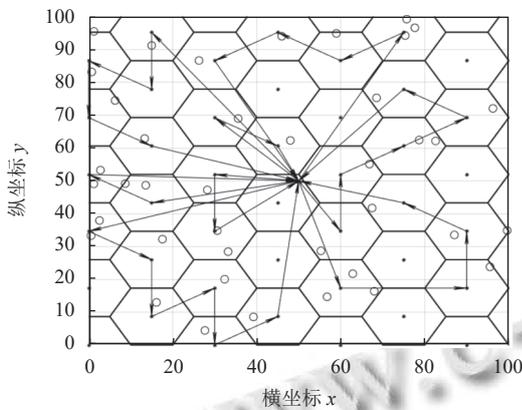


图 8 加入充电模型的充电轨迹图

表 2 本文算法有无充电模型的总路径距离 (m)

使用充电模型 (有或无)	第1次	第2次	第3次
无	747.44	673.86	688.63
有	539.12	561.11	560.43

3.2 无人机路径能量消耗分析

在相同的参数设置下进行多次仿真实验, 分析无人机在不同节点数目下飞行消耗, 进一步验证本算法的性能的优越性.

从图 11 可以看出, 在节点数为 40 的时候, 本文算

法飞行消耗能量比 BAS、MPA 和 PreWBAS 算法少 36.12%、5.25% 和 8.03%, 随着节点数增多, 无人机的路径消耗也在增加, 本文提出的算法路径消耗相较于其他对比算法也是最低的.

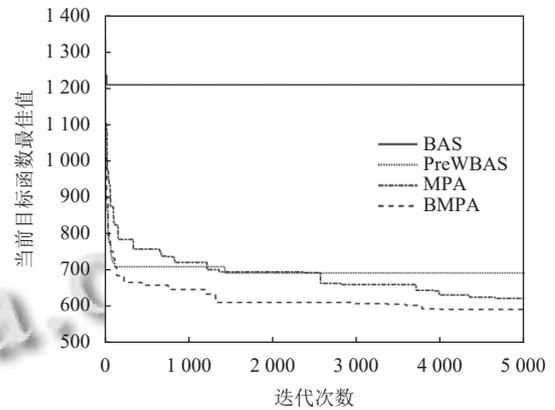


图 9 测试问题收敛曲线

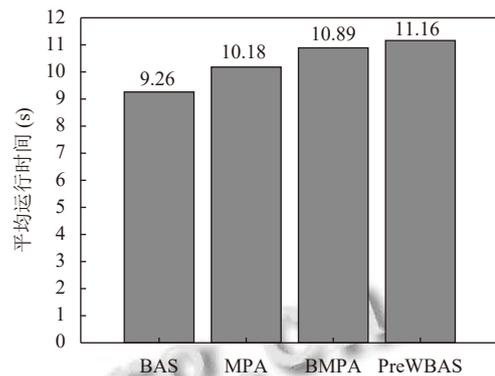


图 10 4 种算法平均时间对比

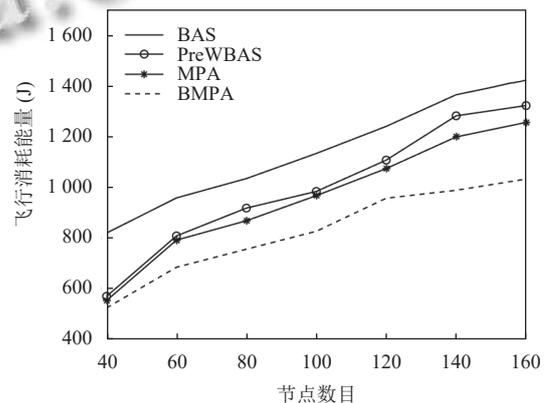


图 11 不同数目节点的无人机路径消耗

4 结语

本文通过对无人机充电路径进行分析, 以路径、

能耗、时间成本和无人机搭配成本为最小为优化目标,提出改进的海洋捕食者算法和天牛须搜索算法结合的新算法。对比传统的海洋捕食者算法和天牛须算法,提出的算法能有效地降低成本。

在未来的工作里,将在三维空间内对无人机的部署问题进行研究,使其更加符合部署实际。

表3 充电成本和路线

算法	路线	目标函数	分配情况
BAS	0, 11, 4, 3, 8, 0, 14, 18, 23, 29, 30, 0, 25, 24, 19, 15, 0, 12, 13, 9, 5, 7, 0, 2, 1, 6, 10, 0, 16, 20, 26, 0, 27, 28, 22, 21, 17, 0	1209.86	A型机4 B型机3
PreWBAS	0, 6, 3, 4, 8, 0, 7, 13, 12, 11, 18, 0, 22, 25, 26, 23, 0, 27, 28, 29, 30, 0, 24, 21, 20, 17, 16, 0, 19, 15, 0, 10, 9, 5, 1, 2, 0	693.73	A型机3 B型机4
MPA	0, 30, 10, 5, 9, 4, 0, 3, 8, 13, 14, 19, 0, 23, 22, 26, 27, 0, 24, 20, 15, 0, 16, 1, 2, 0, 12, 18, 12, 18, 25, 0, 29, 28, 21, 17, 11, 7, 6, 0	624.19	A型机3 B型机4
BMPA	0, 1, 2, 5, 3, 0, 7, 12, 15, 23, 22, 29, 0, 27, 28, 24, 19, 0, 18, 14, 11, 6, 10, 30, 0, 13, 0, 17, 21, 26, 0, 25, 20, 16, 9, 8, 4, 0	593.94	A型机3 B型机4

参考文献

- Kurs A, Karalis A, Moffatt R, *et al.* Wireless power transfer via strongly coupled magnetic resonances. *Science*, 2007, 317(5834): 83–86. [doi: 10.1126/science.1143254]
- Han GJ, Yang X, Liu L, *et al.* A joint energy replenishment and data collection algorithm in wireless rechargeable sensor networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(4): 2596–2604. [doi: 10.1109/JIOT.2017.2784478]
- Wang HY, Wang JY, Huang M. Building a smart home system with WSN and service robot. *Proceedings of the 5th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*. Hong Kong: IEEE, 2013. 353–356.
- Wan LT, Han GJ, Shu L, *et al.* Distributed parameter estimation for mobile wireless sensor network based on cloud computing in battlefield surveillance system. *IEEE Access*, 2015, 3: 1729–1739. [doi: 10.1109/ACCESS.2015.2482981]
- Khan RA, Shah SA, Aleem M A, *et al.* Wireless sensor networks: A solution for smart transportation. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, 2012, 3(4): 567–571.
- Wang QH, Kong FZ, Wang M, *et al.* Optimized charging scheduling with single mobile charger for wireless rechargeable sensor networks. *Symmetry*, 2017, 9(11): 285. [doi: 10.3390/sym9110285]
- 吴蕾, 赵英亮, 王黎明, 等. 无线传感器网络节点基于遗传算法的充电路径规划. *单片机与嵌入式系统应用*, 2022, 22(3): 61–65. [doi: 10.11822/j.issn.1009-623X.2022.3.dpjyqrsxtyy202203016]
- 雷蕾, 陈宏滨. 基于萤火虫算法的无线可充电传感器网络的充电策略. *桂林电子科技大学学报*, 2021, 41(6): 477–483. [doi: 10.16725/j.cnki.cn45-1351/tn.2021.06.012]
- 王茜, 崔志华, 王丽芳. 无线可充电传感器网络中的充电路径优化. *小型微型计算机系统*, 2021, 42(10): 2167–2172. [doi: 10.3969/j.issn.1000-1220.2021.10.025]
- Hong Y, Luo CW, Li DY, *et al.* Energy efficiency optimization for multiple chargers in wireless rechargeable sensor networks. *Theoretical Computer Science*, 2022, 922: 193–205. [doi: 10.1016/j.tcs.2022.04.024]
- Mukase S, Xia KW. Multi-objective optimization with mayfly algorithm for periodic charging in wireless rechargeable sensor networks. *World Electric Vehicle Journal*, 2022, 13(7): 120. [doi: 10.3390/wevj13070120]
- Jia RH, Wu JH, Lu JF, *et al.* Energy saving in heterogeneous wireless rechargeable sensor networks. *Proceedings of the 2022 IEEE Conference on Computer Communications*. London: IEEE, 2022. 1838–1847.
- Zhao CX, Yao YC, Zhang N, *et al.* Hybrid scheduling strategy of multiple mobile charging vehicles in wireless rechargeable sensor networks. *Peer-to-peer Networking and Applications*, 2023, 16(2): 980–996. [doi: 10.1007/s12083-022-01428-y]
- Faramarzi A, Heidarinejad M, Mirjalili S, *et al.* Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic. *Expert Systems with Applications*, 2020, 152: 113377. [doi: 10.1016/j.eswa.2020.113377]
- Wang JY, Chen HX. BSAS: Beetle swarm antennae search algorithm for optimization problems. *arXiv:1807.10470*, 2018.
- Hou YT, Shi Y, Sherali HD. Rate allocation and network lifetime problems for wireless sensor networks. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2008, 16(2): 321–334. [doi: 10.1109/TNET.2007.900407]
- Houssein EH, Hassaballah M, Ibrahim IE, *et al.* An automatic arrhythmia classification model based on improved marine predators algorithm and convolutions neural

- networks. *Expert Systems with Applications*, 2022, 187: 115936. [doi: [10.1016/j.eswa.2021.115936](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115936)]
- 18 Abdel-Basset M, Mohamed R, Elhoseny M, *et al.* A hybrid COVID-19 detection model using an improved marine predators algorithm and a ranking-based diversity reduction strategy. *IEEE Access*, 2020, 8: 79521–79540. [doi: [10.1109/ACCESS.2020.2990893](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2990893)]
- 19 Abdel-Basset M, Mohamed R, Elhoseny M, *et al.* Energy-aware marine predators algorithm for task scheduling in IoT-based fog computing applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(7): 5068–5076. [doi: [10.1109/TII.2020.3001067](https://doi.org/10.1109/TII.2020.3001067)]
- 20 张潇. 海洋捕食者算法的改进及应用 [硕士学位论文]. 成都: 四川师范大学, 2022.
- 21 陈龙, 金可仲, 蔡雪冰, 等. 基于改进 MPA 的分层无线传感器网络优化部署. *传感技术学报*, 2021, 34(1): 109–117. [doi: [10.3969/j.issn.1004-1699.2021.01.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-1699.2021.01.017)]
- 22 方洒喃, 高萍萍, 彤郝捷, 等. 基于改进天牛须搜索算法的路径规划方法. *信息技术与信息化*, 2021, (11): 23–28. [doi: [10.3969/j.issn.1672-9528.2021.11.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-9528.2021.11.006)]

(校对责编: 牛欣悦)