DOI: 10. 13382/j. jemi. B2307080

海洋牧场 WSN 中移动 Sink 节点的路径规划*

林海伦1 王 骥1,2

(1.广东海洋大学电子与信息工程学院 湛江 524088;2.广东省智慧海洋传感网及其装备工程技术研究中心 湛江 524088)

摘 要:针对静态部署的海洋牧场无线传感网络在数据多跳传输过程中近 Sink 节点区域易出现能量空洞的问题,提出一种基于改进蚁群算法的移动 Sink 节点可靠通信路径规划方法。首先,对于传统蚁群算法,采用非均匀分配初始信息素浓度,解决算法初期盲目搜索的问题;修改状态转移概率函数,增加拥挤度因子,避免死锁现象的同时加快收敛速度;采用改进的信息素更新规则,保证算法后期的收敛能力。其次,利用 LEACH 协议对网络进行分簇,根据簇头节点的位置和通信覆盖区情况,构建移动Sink 遍历节点集。最后,将移动 Sink 节点路径规划问题看成旅行商问题,并通过改进蚁群算法和构建的骨干节点集求出移动Sink 节点的最优路径。仿真实验结果表明,在 275 个网络节点规模内,该方法与其他算法相比,在路径长度方面依次减少了41.9%、20.3%、30.4%,数据传输时延依次降低了 42%、38.5%、46.7%,网络吞吐量依次提高了 10%、10.6%、16.4%,验证了该方法的优越性。文章所提出的方法通过引入移动 Sink 节点并利用其移动路径的合理性可以有效优化海洋牧场无线传感网络数据接收的可靠性、网络的能耗特性与生命周期。

Path planning of mobile Sink node in marine ranching WSN

Lin Hailun¹ Wang Ji^{1,2}

(1. School of Electronic and Information Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China;2. Guangdong Intelligent Ocean Sensor Network and Equipment Engineering Technology Research Center, Zhanjiang 524088, China)

Abstract: Statically deployed marine ranching WSN is prone to the energy hole in the region close to the sink node during multi-hop data transmission. A reliable communication path planning method for the mobile sink node based on improved ant colony algorithm is proposed. First, for the traditional ant colony algorithm, non-uniform distribution of initial pheromone concentration is used to solve the problem of blind search at the initial stage of the algorithm. The heuristic function value in the transition probability function is modified and the crowding influence factor is added to avoid deadlock and speed up the convergence. In order to ensure the convergence ability of the algorithm at a later stage, an improved update rule for the pheromone is used. Secondly, LEACH protocol is used to cluster the network. According to the location of the cluster head node and the communication coverage area, the ergodic point set of the mobile sink node is constructed. Finally, the path planning problem of the mobile sink node is regarded as the traveling salesman problem, and the optimal path of the mobile sink node is obtained by the improving ant colony algorithm and the constructing backbone node set. The simulation results show that, at the scale of 275 network nodes, compared with other algorithms, the path length of PMRM is reduced by 41.9%, 20.3% and 30.4%, the data transmission delay is reduced by 42%, 38.5% and 46.7%, and the network throughput is increased by 10%, 10.6% and 16.4%. The superiority of the method is verified. The proposed method can effectively optimize the reliability of marine ranching WSN data reception, the energy consumption characteristics of the network and the life cycle of the network by introducing the mobile sink node and exploiting the rationality of their mobile paths.

Keywords: wireless sensor network; path planning; ant colony algorithm; mobile Sink node; node set; marine ranching

收稿日期:2023-11-27 Received Date: 2023-11-27

^{*}基金项目:广东省普通高校重点领域新一代信息技术专项(2020ZDZX3008)项目资助

0 引 言

随着无线传感器网络(wireless sensor network, WSN) 已经进入大规模组网应用阶段,大规模 WSN 已广泛应用 于多个领域,如海洋牧场、智能交通与智慧农业等工 程[1]。现代化海洋牧场需要建立对广域水体和生态环境 的监测网络,需要布设多类传感器节点,对诸如海洋温 度、生态、生物等多种环境剖面信息进行原位实时监测, 建立海洋牧场无线传感网络(marine ranching wireless sensor network, MR-WSN)。这一领域已经有很多代表性 成果。Chi 等^[2]基于 ZigBee 无线通信技术和第四代移动 通信技术,设计了一种基于物联网的海洋环境监测系统, 实现了海洋环境数据的采集和发送。但受海域恶劣环境 限制网络稳定性差,不适合应用于大面积的水域养殖环 境;金光等^[3]针对海岛环境范围大而巡检不便的问题,通 过 LoRa 技术以较低功耗实现整片区域内远距离数据采 集。张琴等^[4]也通过 LoRa 技术设计了一种低功耗远距 离的海域监测 WSN 网络,实验对比 ZigBee 多跳网络,二 者都在低功耗与稳定性方面有所改善,但由于汇聚节点 固定于某特定位置,网络内传感器节点收集完数据后,需 要向汇聚节点传输数据,加重了邻近节点数据转发任务, 导致邻近节点能量消耗速度过快,最终节点因能量消耗 殆尽而形成能量空洞。针对能量空洞问题,诸多学者提 出在 WSN 中加入移动节点进行数据收集,杨莺等^[5]提出 一种基于移动节点的农田无线传感器网数据收集策略, 延长了网络的生存周期,但对移动节点的路径规划简单, 改善效果不够理想。何栋等[6]针对广域无线传感网络移 动节点规划效果差等问题,提出一种基于能量感知的路 径规划方法,通过计算 Sink 节点在移动方向上的权值系 数实现最优路径选择。徐佳等[7]设计了一种低能耗轨迹 约束算法,最大化降低了 Sink 节点的移动能量损耗,缩 短了网络生存时间,但算法的复杂度较高。为了最大化 网络生存时间,有学者采用智能算法对移动 Sink 进行路 径规划。如谢英辉等[8]提出了利用遗传算法求解移动 Sink 节点最佳驻留点的算法 (genetic algorithm-based mobile sink data collecting, GMSDC), 根据驻留点构建移 动路径。乔学工等^[9]提出一种基于高斯递减策略的非线 性动态变化收敛因子改进灰狼优化算法,利用旅行商问 题模型求解移动信标节点最短移动路径。俸皓等^[10]应 用改进的萤火虫算法用于移动节点路径规划时,提高了 算法求解精度,加快了算法的收敛速度。吉珊珊^[11]针对 传统蚁群算法易出现早熟收敛的问题,通过引入遗传算 子,提出了一种基于增强蚁群算法的 WSN 移动 Sink 路 径规划算法,提高了网络能耗的均衡性。徐玉琼等^[12]通 过采用多步长选择策略,改善传统蚁群算法在路径规划

中缺乏鲁棒性的问题。朱正伟等^[13]提出融合免疫算法 和模拟退火粒子群算法用于规划节点的移动路径。Duan 等^[14]提出了基于边缘计算的分层海洋环境监测模型 (hierarchical network architecture of mmn with the support of edge computing, HMMN-EC),由船舶作为边缘计算节 点,接收和处理传感器节点采集的数据,并通过无人机向 岸边基站转发,最终实现了恶劣海洋环境下的高效监测 服务。

已有文献提出的贡献在于利用 LoRa 技术远距离低 功耗特性减少终端节点数,引入移动 Sink 节点减少 WSN 的"接力传输跳数";设计移动节点路径规划算法提高数 据收集效率和均衡化网络节点能耗;引入群益智算法增 加算法智能性,一定程度上减少了网络能耗,延长网络生 命周期。但存在以下问题:1) 文献提出的路径规划算法 只考虑到路径长度和运行速度,没考虑网络规模,特别是 Sink 节点在大规模网络场景下针对特定目标的移动规 划,弱化了先进性;2)算法单一,没有对移动节点自身的 鲁棒性、数据传输可靠性和工程移动场景等方面做综合 考虑:3)使用的群益智算法缺乏针对性,优化方法考虑因 素少。综上所述,目前 WSN 路径规划方法仍然不适合海 洋牧场等大规模应用场景。因此,本文面向海洋牧场提 出了一种基于改进蚁群算法和遍历节点集的移动 Sink 节点可靠通信路径规划方法(path planning of mobile sink nodes in wireless sensor networks for reliable communication in marine ranching, PMRM), 旨在针对蚁群算法收敛速度 慢、易陷入局部最优解等问题提出改进后用于信息收集 的路径规划,优化网络整体性能。

1 系统模型

1.1 网络模型

研究区域为如图 1 所示的位于徐闻下洋镇海洋牧场 网箱养殖区,将该区域布置在网箱上的 MR-WSN 描述为 在 L * L 的监测区域内布置 $n \wedge \bar{\tau}_{lact} \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$ 和 一个移动 Sink 节点(mobile sink node, MS),其中 $n \wedge \bar{\tau}$ 点构成节点集 $S_{\circ} \diamond s_i$ 表示第 $i \wedge \bar{\tau}_{iact} = 1 \leq i \leq n_{\circ}$ MS 沿预定路径匀速移动,在移动过程中收集簇头节点数 据。MS 的每条移动路径由 $k \wedge \bar{u}_{iact} \int dr_{iact} dr_{iact}$

$$L(Z_p) = d_{12} + d_{23} + \dots + d_{k1}$$
(1)

其中, d_{ij} 表示路径中 q_i 和 q_j 之间的距离,按式(2) 进行计算。 (2)

$$d_{ij} = \sqrt{(x_{q_i} - x_{q_j})^2 + (y_{q_i} - y_{q_j})^2}$$



图 1 徐闻下洋镇网箱养殖区示意图 Fig. 1 Diagram of the fish cage aquaculture area of ocean ranch in Xiayang Town, Xu Wen

为了方便研究,对 MR-WSN 模型进行如下约束:

1)节点{*s*₁,*s*₂,*s*₃,…,*s*_n}静态地在区域内随机部署 后节点不再移动。节点具有相同初始能量*E*与通信半径 *R*,且地理位置信息已知。

2)当 MS 移动至通信范围内,簇头节点就以固定传 输速率直接向 MS 稳定传输数据。MS 初始位置在监测 区域中心位置。此外, MS 具有可控制的移动性,并且其 能量、存储容量与传输距离等不受限制。

3) 簇头节点只考虑因节点能量耗尽而导致的死亡。

4)所有节点均不考虑洋流等自然因素的影响。

1.2 能耗模型

假设网络中每个传感器节点以固定的功率传输和接收数据。当 MS 从起点移动到终点时,定义其完成一轮数据收集。每一轮的最小时间间隔用 Δt 来表示。整个 网络的生命周期被定义为从网络初始化到第一个簇头节 点耗尽电量,则表达式如式(3)所示。

$$L = \sum_{k=1}^{m} T_k \tag{3}$$

其中, T_k 表示 MS 在第 k 个遍历点停留的时间。

传感器感知物理环境并将数据包传输到 MS, E_{ect} 为节点发送数据包的能耗, E_{ecr} 为节点接收数据包的能耗, 则 MR-WSN 中每一轮的能耗如式(4)所示。

$$P = \sum_{i=1}^{n} (E_{ect}k_{ect}^{i} + E_{ecr}k_{ecr}^{i})$$
(4)
$$k_{ect}^{i} = k_{ecr}^{i} + q$$
(5)

式中:节点 s_i 传输和接收数据量之间的关系如式(5)所示。其中,q 表示在一轮数据收集中 s_i 形成的数据总量, k_{eet}^i 和 k_{eer}^i 分别表示节点 s_i 在单轮中传输的数据量和接收

的数据量。假设网络中数据传输的能耗与节点传输跳数 相关,则表达式如式(6)所示。

$$\sum_{i=1}^{n} h_{ecr}^{i} = \sum_{i=1}^{n} h_{i}q$$
(6)

式中: h_i 表示节点 s_i 发送数据到所属簇头节点的最小跳数,且若当前节点 s_i 为簇头节点,则 h_i =0。因此,对于任意节点 s_i ,在整个网络生命周期其能量消耗如式(7) 所示。

$$P_{\text{total}} = \sum_{i=1}^{n} P_{i} = \sum_{i=1}^{n} \left[E_{ect}(k_{ecr}^{i} + q) + E_{ecr}k_{ecr}^{i} \right] =$$

$$\sum_{i=1}^{n} \left[(E_{ect} + E_{ecr})k_{ecr}^{i} + E_{ect}q \right] =$$

$$P_{ect}\left[nE_{ect} \sum_{i=1}^{n} (E_{ect} + E_{ecr})h_{i} \right]$$
(7)

其中, P_i为任意节点 i 的单轮总能耗。从式(7)可以 看出, 传感器节点之间的多跳通信对网络能耗产生影响, 因此选取合适的簇头节点至关重要。

2 传统蚁群算法求解旅行商问题

2.1 旅行商问题描述

旅行商问题(travelling salesman problem, TSP)是组 合最优化问题(combinatorial optimization problem, COP) 中的经典问题^[15],可以描述为:途径需要访问城市的地 点当且仅当一次,再回到起点城市,使其路径最短。在 MR-WSN中, MS 按照一定的顺序遍历节点收集数据的过 程,可以等效为 TSP 问题。在 WSN 实际应用场景中,节 点无线通信的能耗与距离的平方成正比。因此, MR-WSN 中 TSP 问题用数学模型可以描述为:定义目标函数 为F,n 个节点的 TSP 问题的数学模型如式(8)所示。

$$F = \min \sum_{m=1}^{n-1} D(N_m, N_{m+1}) + D(N_n, N_1)$$
(8)

其中, $D(N_m, N_{m+1})$ 为节点 m 到节点 m+1的距离的 平方。因此, 对 MS 进行最短路径规划能有效降低节点 间传输能耗。在 TSP 问题的常用算法包括遗传算 法^[16-18]、蚁群算法^[19-20]、以及粒子群优化算法^[21-22]等,其 中经典蚁群算法在求解 TSP 问题时有着较为稳定的收敛 特性和良好的搜索效率,但在求解最优解时存在收敛速度 慢、容易陷入局部最优的缺点^[23]。因此,针对经典蚁群算 法在求解过程中存在的问题进行改进具有重要意义。

2.2 传统蚁群算法

1)传统蚁群算法描述

蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)是一种通过模 拟蚂蚁觅食行为的群益智算法,蚂蚁会根据信息素浓度 选择更优的路径,并在移动的过程在释放信息素。该过 程对应 ACA 算法中两个关键步骤:状态转移概率和信息 素更新。 2) 状态转移概率

在求解 TSP 问题中,蚂蚁在选择下一目标点时主要 受信息素浓度和启发函数这两个因素的影响^[24],假设在 起始城市有 *M* 只蚂蚁,则经典 ACA 算法的路径转移概率 公式如式(9)所示。

$$P_{ij}^{k}(t) = \begin{cases} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\tau}_{ij}(t) \end{bmatrix}^{\alpha} \cdot \begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_{ij}(t) \end{bmatrix}^{\beta} \\ \sum_{j \in allowed_{k}} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\tau}_{ij}(t) \end{bmatrix}^{\alpha} \cdot \begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_{ij}(t) \end{bmatrix}^{\beta}, j \in allowed_{k} \\ 0, j \notin allowed_{k} \end{cases}$$
(9)

式中: $\tau_{ij}(t)$ 表示信息素浓度; α 为信息素启发因子,表示 信息素浓度在选择路径时的影响程度; β 为期望启发因 子,表示启发式信息在路径选择时的重要性;*allowed*_k表 示蚂蚁下一目标城市的集合; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数,其表达 式如式(10)所示。

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \tag{10}$$

式中:d_{ii} 表示城市 i 与城市 j 的欧式距离。

3)信息素更新

蚂蚁在移动过程中会释放一定量的信息素,当第 *t* 代蚂蚁完成迭代搜索之后,采用式(11)的更新规则对路 径的信息素进行更新。

 $\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}$ (11) 式中: ρ 为信息素挥发系数。

传统 ACA 算法中存在以下问题:1)算法初期各节点 信息素浓度均匀分配,在路径搜索中会选择与终点相反 方向行走或形成回路,导致前期搜索存在盲目性,不可避 免会产生大量重复路径,且寻得的路径长度大,耗时长。 2)由于算法禁忌表的限制,蚂蚁个体在寻找路径过程中 易陷入死锁状态,导致蚂蚁没有走到目标点就停止搜索, 使得路径搜索效率低、算法收敛速度慢。

2.3 改进 ACA 算法

1)初始信息素不均匀分布

由于经典 ACA 算法的信息素浓度初始值均匀分布, 算法在初期存在盲目性。为改进路径规划盲目性导致的 路径变长问题,规定起始节点与目标节点之间的所有节 点为"优秀"节点,其初始信息素略大于其他节点,初始 信息素表达式如式(12)所示。

$$\boldsymbol{\tau}_{i} = \begin{cases} C, & i \in \mathbb{Z} \\ \boldsymbol{\tau}_{0}, & \notin \mathbf{U} \end{cases}$$
(12)

其中, τ_0 为信息素初始值;C为大于 τ_0 的常数;Z为 有利节点集。通过差异化初始信息素含量,减少蚂蚁路 径搜索的盲目性,加快算法初期收敛速度。

2) 改进转移概率

ACA 算法通过不断的循环迭代求得全局最优解,因 此初始阶段算法的解越多质量越高,有利于后期求得最 优解。由于周边的节点都已被访问过,蚂蚁易陷入死锁 状态,因此在搜索初始阶段使用离散策略,增加拥挤度因 子*ξ*,,改进后的转移概率公式如式(13)所示。

$$P_{ij}^{k}(t) = \begin{cases} \left[\left[\mathcal{T}_{ij}(t) \right]^{\alpha} \cdot \left[\left[\eta_{ij}(t) \right]^{\beta} \right]^{\beta} \\ \frac{\sum_{j \in allowed_{k}} \left[\left[\mathcal{T}_{ij}(t) \right]^{\alpha} \cdot \left[\eta_{ij}(t) \right]^{\beta} \right]^{\beta}}{0, j \notin allowed_{k}} \end{cases}$$
(13)

$$\xi_{t} = \begin{cases} 0.4, & \tau \ge 0.6 \tau_{\max} \\ 0.6, & 0.4 \tau_{\max} \le \tau < 0.6 \tau_{\max} \\ 1.0, & \tau < 0.4 \tau_{\max} \end{cases}$$
(14)

其中, ξ_i 取决于信息素浓度的值,如式(14)所示。 τ_{max} 表示信息素浓度最大值。通过在状态转移概率公式 中引入拥挤度因子,蚂蚁在每次迭代搜索路径时能够减 少进入死锁状态的情况。为了提高算法的搜索效率,采 用伪随机状态转移策略,表达式如式(15)所示。

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax} [\tau_{ij}(t)]^{\alpha} \cdot [\eta_{ij}(t)]^{\beta}, q \leq q_{0} \\ P_{ij}^{k}(t), q > q_{0} \end{cases}$$
(15)

$$y_0 = \delta \cdot \frac{N_{\text{max}} - N}{N_{\text{max}}} \tag{16}$$

其中, δ 为动态调整系数, $\delta \in (0.5,1)$, N_{max} 为设定的最大迭代次数;N为当前迭代次数; q_0 是一种动态选择因子, $q_0 \in (0,1)$,按式(16)计算。初期 q_0 取值较大时,可以提高算法的搜索效率,后期 q_0 取值较小则有利于蚂蚁随机搜索,保证算法的全局搜索能力。

3)改进信息素更新规则

蚂蚁在经过一次迭代后,路径上的信息素会随时间 的积累和挥发。为了获得较优的路径,需要对路径上的 信息素进行调整更新。在基本 ACA 算法中,信息素挥发 系数ρ通常取固定值,导致全局信息素盲目更新,不利于 保证算法前期的全局搜索能力以及算法后期的快速收敛 能力。为了加快算法的收敛速度,采用文献[25]的信息 素更新规则:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(t+1) &= (1-\rho) \ \tau_{ij}(t) + \rho \Delta \ \tau_{ij}(t+1) & (17) \\ \tau_{ij}(t+1) &= (1-\rho) \ \tau_{ij}(t) + \sigma \cdot \rho \Delta \ \tau_{ij}(t+1) & (18) \\ \tau_{ij}(t+1) &= (1-\rho) \ \tau_{ij}(t) - \sigma \cdot \rho \Delta \ \tau_{ij}(t+1) & (19) \end{aligned}$$

在每次迭代完成后,按式(17)更新到达目标点的蚂蚁所经过路径上的信息素;利用式(18)更新到达下一目标点蚂蚁的路径信息素浓度;用式(19)降低陷入死锁状态蚂蚁的路径信息素浓度, $\tau_{ij}(t) \in [\tau_{min}, \tau_{max}], \sigma$ 为信息素增幅系数, $\sigma \in (0.4,1)$ 。

通过引入自适应信息素挥发因子 ρ 提升算法的全局 性,若算法在连续 T 次迭代内求到的最优解结果都相同, 则采用式(20)做自适应调整,避免局部最优。若算法在 连续 T 次迭代中求得的最优解比历史最优解小,则按式 (18)对信息素进行更新。

$$\rho(t+1) = \begin{cases} \varepsilon \cdot \rho(t), & \rho_{\min} < \rho \\ \rho_{\min}, & \ddagger \psi \end{cases}$$
(20)

式中: ρ_{\min} 为 ρ 的最小值, ε 为信息素衰减系数, $\varepsilon \in (0, 1)$ 。

3 簇头选取

在 MR-WSN 中,若 MS 直接遍历监测区域内所有节 点,存在移动路径长、数据传输时延高等问题。因此在路 径规划前,首先对网络内的节点进行分簇,普通节点将数 据发送到簇头,MS 只需访问簇头节点。

3.1 簇头数

网络节点随机布置在监测区域后,先依据监测区域 面积、节点通信半径估算簇头数量 k。首先按式(21)计 算 n 个节点离 MS 的最大距离 d_{max} 和最小距离 d_{min}:

$$\begin{cases} d_{\max} = \operatorname{argmax} d(i,0) \\ d_{\min} = \operatorname{argmin} d(i,0) \end{cases}$$
(21)

其中,*d*(*i*,0)表示节点*s*_{*i*} 离*s*₀ 的距离。然后根据式 (22)进行计算簇头数量 *k*。

$$k = \begin{cases} \frac{d_{\max} + d_{\min}}{2R}, n \ge \frac{d_{\max} + d_{\min}}{R} \\ \frac{L^2 - \pi \left(\frac{d_{\max} + d_{\min}}{2}\right)^2}{2R}, \ddagger \& \end{cases}$$
(22)

3.2 选择簇头

为保证簇头节点选择的合理性,根据目标函数值来选定簇头,目标函数综合考虑节点剩余能量、节点密度以及节点间距3个指标。其中节点 *s_i* 的能量因子 *f_e(s_i)* 计算如式(23)所示。

$$f_{e}(s_{i}) = \frac{E_{\text{node}}(i)}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} E_{\text{node}}(j)}$$
(23)

其中, $E_{\text{node}}(i)$ 表示节点 s_i 的剩余能量,n为节点 s_i 的 邻居节点数量。

由于在 MR-WSN 实际测试环境中,节点是随机布置 在监测区域内,每个节点的邻居节点数量不同。根据节 点所在区域的分布情况,调整当选簇头的概率。若节点 位于密集区域,当选簇头的概率提高;反之,如果节点位 于稀疏区域,则节点选为簇头的概率降低。节点密度因 子 *D*_i 的计算如式(24)所示。

$$D_{i} = \frac{|N_{i}| - 1}{|N_{i}|}$$
(24)

式中: N_i 表示节点 s_i 的二跳邻居节点,其定义如式(25) 所示。

$$N_i = \{s_j \mid d_{i,j} \le R, \forall i \ne j \land s_j \in S\}$$
(25)

通过考虑簇头与簇头之间距离,间距因子 F_i 如式 (26)所示。

$$F_{i} = \frac{\left(\sum_{j=1}^{n} |d_{j} - R| / n\right)}{|d_{i} - R|}$$
(26)

其中,*d*_i 表示节点 *s*_i 到 MS 的距离,*d*_j 表示本轮中参 与选举的簇头到 MS 的距离,*n* 表示参加选举的节点个 数,*R* 表示中心圆周的半径。优化选举产生的簇头节点 在监测区域内均匀分布,减少簇头节点集中分布在某一 局部区域的情况发生,引用 LEACH 协议所采用的阈值函 数,并在其基础上加入能量因子、密度因子、间距因子构 建新的簇头选择阈值模型如式(27)所示。

$$T(i) = \begin{cases} \frac{P_i}{1 - P_i \left[r \mod\left(\frac{1}{P_i}\right) \right]} \cdot \gamma_i, s_i \in G\\ 0 \quad \text{if the} \end{cases}$$
(27)

其中,*P_i*表示簇头的比例,即*P_i=k/(n-1)*;r代表当前执行的轮次;G代表上一轮为非簇头的节点集合;若上一轮被选为簇头,本轮则不再参与簇头的竞选;γ_i表示由能量因子、密度因子、和间距因子构建的适应度因子,其定义式如式(28)所示。

$$\gamma_i = \alpha_1 f_e(s_i) + \alpha_2 D_i + \alpha_3 F_i \tag{28}$$

随着网络运行阶段的改变,能量对网络运行的影响 不断增大,因此,在簇头轮换的过程中,能量因子在阈值 模型所占的权重也应该逐渐加大。通过动态权重系数调 整阈值模型,来缓解网络运行中能量利用率下降和网络 中簇头能量消耗过快的问题。能量权重系数按式(29) 进行更新。

$$\alpha_1 = 1 - \exp\left(\frac{E_i}{E_{init}} - 1\right)$$
(29)

其中, E_i 为节点 s_i 的剩余能量, E_{init} 为节点 s_i 的初始 能量。 E_i/E_{init} 表示节点 s_i 的相对剩余能量。随着网络 的运行,遍历点与遍历区内平均节点能量下降, α_1 逐渐 增大。

间距因子和密度因子的权重系数计算表达如式 (30)所示。

$$a_2 = \alpha_3 = \frac{1 - \alpha_1}{2}$$
(30)

网络运行阶段,为避免频繁进行簇头轮换导致能量 浪费,簇头通过式(31)判断当前网络是否需要进行新簇 头的选取:

$$\gamma_i(p) \leq \omega \gamma_{\max}(i) \tag{31}$$

其中, $\gamma_i(p)$ 为当前簇头的目标函数值, $\gamma_{max}(i)$ 为簇 内普通节点的最大目标函数值, $\omega \in (0,1)$ 用于控制簇头 轮换的频率。 Input:

3.3 分簇算法和流程

分簇算法伪代码如算法1所示。

算法1 分簇算法

1: S: the set of common node

k: maximum number of cluster heads.
 Initialization:
 C: the set of cluster head node set.

1: for $m = 1 \rightarrow k$ do

2: $T(i) \leftarrow F_i, f_e(i), D_i$

3: for $i = 1, 2, \dots, n$ do

4: $M \leftarrow RAND(0,1)$

5. if M < T(i)

5:	if $M < T(i)$ then
6:	$C \leftarrow s_i$
7:	else
8:	join the cluster head with the strongest signal
9:	end if
10:	end for
11:	if the node has not been included in the cluster then
12:	the individual node assumes the role of the cluster head
13:	end if
14:	end for
15:	return C

如图 2 所示,分簇流程主要分为 4 个阶段。首先,在 网络初始化阶段,所有节点进入网络,MS 节点在区域内 广播信号。其次,在簇头选举阶段,节点在(0.1)内随机 生成一个数,若随机数大于阈值 *T*(*i*),则该节点当选簇 首;若小于阈值 *T*(*i*),则该节点为普通节点。然后,在簇 形成阶段,簇头向周围节点广播消息,普通节点根据接收 到的广播信号的强弱,向距离自己最近的簇头发送请求 加入的信息。最后,在循环阶段,根据簇头轮换判断条件 再次执行簇头选举阶段,直至簇内节点能量全部耗尽。 利用 LEACH 协议对 MR-WSN 进行分簇旨在提高网络数 据传输效率和整体生命周期,同时 MS 只需访问簇头节 点接收数据,降低了 MS 的移动路径长度。

4 构建遍历点集

数据传输时延为 MS 在整个路径上消耗的时间。因此,当 MS 依次遍历网络内所有的簇头节点,其遍历的路 径越长,相应的时延越大。为了更有效地提高 MS 的遍 历效率,降低数据传输时延,提出一种构建遍历点集的数 据收集算法。

4.1 问题模型

网络中随机部署节点,集合 C 为簇头节点集。在 MR-WSN 中,每个网箱可以等效为一个质点,点与点之间 的连线形成 MS 的移动路径。MS 的最短移动距离模型 如式(32)所示。



图 2 分簇算法流程



$$L_{\min} = \sum_{j}^{i} d(c_{i}, c_{j}), \quad i \in C, \quad j \in C$$
 (32)

式中: $d(c_i, c_j)$ 代表簇头节点 c_i 和 c_j 之间的距离。

数据传输时延表示为 MS 移动消耗的时间与在遍历 点停留的时间之和,如式(33)所示。

$$T_{\min} = \frac{L_{\min}}{V} + \sum_{k \in Q} t_k \tag{33}$$

式中:V 表示 MS 的移动速度, t_k 表示 MS 在遍历点 k 停留的时间,Q 为遍历点集合。在 MS 遍历路径长度 L 限定条件下,要使数据传输时延 T_{min} 取得最小值,一方面,减少 MS 遍历的节点。另一方面,从节点接收的数据量越多越好。

4.2 算法实现

步骤 1)求出 TSP 路径。根据簇头节点集 *C*,利用改进 ACA 算法求出 MS 的一条移动路径 $Z_p = \{c_1, c_2, \dots, c_m, c_1\}$,如图 3 所示的 MS 移动路径为 $Z_1 = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_1\}$ 。

Input:



图 3 MS 移动路径 Fig. 3 Moving path of MS

步骤 2)选择遍历点(ergodic point, EP)。为了缩短 MS 的移动距离,减少 EP 的数量, EP 应设置在簇头节点 通信范围的边界上。如图 3 所示,面区 $f_1 \sim f_7$ 均由一个簇 头节点通信区域覆盖,它们构成遍历区集 F。假设路径 $Z_1 = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_1\}$ 为当前最短路径,其中点 $q_1 和 q_2$ 在面区 $f_1 和 f_2$ 边界上且 $f_1 \cap f_2 = \emptyset$ 可知。根据欧 式距离公式可知, $d(q_1, q_2) < d(c_1, c_2)$ 。因此,为了使 MS 路径变短,每个 EP 须在簇头节点的通信覆盖范围上。 此时 $Q = \{q_1, q_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7\}$ 。

其次,为了减少 EP 的数量,提高数据收集效率,判 断各遍历区是否相交,若区域存在重叠区,则交点 t_m 当 选为新的 EP,原簇头节点移出 Q_{\circ} 图 4 中遍历区 f_3 和遍 历区 f_4 相交,且交点 t_1 在两遍历区边界上。显然,当 MS 位于 t_1 时,可以同时接收来自遍历区 f_3 和 f_4 的监测数 据,相比于遍历 q_3 , q_4 ,减少了 EP 个数,缩短了移动路 径,降低了数据时延, t_1 更适合作为新的 EP。因此,经上 述优化后,EP 集合 $Q = \{q_1, q_2, t_1, t_2, t_3\}$,即得到 MS 最优 路径为 $Z_1 = \{q_1, q_2, t_1, t_2, t_3\}$ 。



图 4 最优路径 Fig. 4 Path of the optimal

构建 EP	集算法表述为:
-------	---------

算法 2	构建 EP 集算法

- 1: C: the set of cluster head node.
- 2: F: the set of ergodic region.
- 3: N: maximum number of iterations
- Initialization:
- 4: Q: the set of anchor point.
- 1: for $i = 1 \rightarrow N$ do 2: while $f_i \cap f_j = \emptyset$ do
- 3: for $i = 1, 2, \dots, n$ do 4: $d_{ciej} \leftarrow || c_i - c_j ||^2$, $d_{qiaj} \leftarrow || q_i - q_j ||^2$
- 5: if $d_{qiqj} \leq d_{cicj}$ then 6: $Q \leftarrow q_i$, q_j
- 7: else
- 8: $Q \leftarrow c_i, c_j$ 9: end if
- 10: end for
- 11: end while
- 12: if c_i and c_i have intersection point t_i then
- 13: $Q \leftarrow t_i$ instead of q_i and q_j 14: end if
- 15: end for
- 16: return Q

5 实验分析与评估

5.1 仿真环境

本节对 PMRM 方法进行实验评估,算法在 MATLAB R2020 仿真平台上实现,实验平台为 Intel(R) Corei9-13900K CPU @ 4.3GHz,16 GB 内存,1 TB SSD 的台式电 脑,软件操作系统为 Windows 11。实验设定在 500 m× 500 m 矩形区域内随机部署 150~300 个节点,节点通信 半径 *R* 为 100 m。仿真考虑 MR-WSN 的实际应用场景, 为测试不同算法之间的性能差距,设定节点的初始能量 在 600~1 200 mJ 随机取值,具体仿真参数如表 1 所示。

表1 MR-WSN 环境参数

参数	值
仿真区域/(m×m)	500×500
节点数/个	150~300
节点通信半径 R/m	100
节点的初始能量/mJ	600~1 200
MS 的移动速度/(m・s ⁻¹)	30
节点收集数据速率/Mb	0~18
节点传输数据速率/(kb・s ⁻¹)	300

选择经典的 ACA 算法、文献[26]提出的基于移动 Sink 环境下的数据收集策略(energy efficient data aggregation algorithm in mobile sink environment with delay constrained, EDAMS)、文献[6]方法以及 GMSDC 算法^[8] 作为参照,分析 PMRM 方法的性能。其中,ACA 算法将 网络内所有节点作为 EP,并没有构建节点集。PMRM 方 法是先对网络内节点进行分簇,根据簇头节点的分布情 况选取合适的 EP,然后构建考虑距离约束和时延约束的 骨干节点集,再利用 TSP 规划 MS 的移动路径。

5.2 数据分析

1) MS 移动路径长度

图 5 反映了 MS 的路径长度随着节点数的变化情 况。从图中可知,各算法的路径长度随着节点数量的增 加而上升。主要原因为:当网络内传感器节点数量增加, MS 需要收集的数据越多,导致 MS 移动的路径变长。此 外,ACA的路径最长,原因在于 ACA 算法直接遍历了网 络内所有节点:EDAMS 算法由于选取了最佳驻留点,减 少了 EP 的数量,其路径明显短于 ACA。文献[6]方法中 MS只向能量值小于 1/2 的节点移动,进一步减少了 EP 的数量,缩短了路径长度。GMSDC 和 PMRM 的路径长 度相近,相较于 ACA 和 EDAMS 算法,路径长度进一步缩 短,原因在于 GMSDC 采用了遗传算法寻找最优的驻留 点,缩短了移动距离。PMRM 通过考虑簇头节点的通信 覆盖区构建节点集,最后利用改进的 ACA 算法对节点集 进行 TSP 问题求解,获得最短路径。当网络内节点数 n= 275 时, PMRM 算法路径长度对比其他算法依次减少了 52. 1% 41. 9% 20. 3% 30. 4%



Fig. 5 Path length varies with the number of nodes

2) 数据收集时延

图 6 反映了数据收集时延随节点数的变化情况。从 图中可知,对于数据收集时延,PMRM 方法的时延相较于 ACA、EDAMS 和 GMSDC 的时延更优。EDAMS 算法和 GMSDC 算法虽然选择了最佳驻留点,但没有对网络进行 分簇,数据以多跳传输,这增加了节点的数据传输时延。 文献[6]方法中当节点能量值小于自身能量值一半时, Sink 节点向该节点移动,即增加了 MS 的停留时间,提高 了数据收集时延。而经典 ACA 算法由于把网络内所有 节点都作为 EP,数据收集时延最高。与 EDAMS、 GMSDC、文献[6]相比,当节点数 n=275时,PMRM 算法 的数据时延依次降低了 42.0%、38.5%和 46.7%,当节点 数 n=300时,依次降低了 35%、31.6%和 34.2%。因此, 在网络节点数较多的场景中 PMRM 算法能有效降低数 据传输时延。



图 6 数据传输时延随节点数的变化

Fig. 6 Data collection delay varies with the number of nodes

3) MS 的吞吐量

MS 吞吐量是指单位时间内 MS 收集的数据量。图 7 反映了吞吐量随节点数的变化情况。如图 7 所示,随着 网络内节点数量的增加,吞吐量也随之提升,这与预期一 致,主要原因为节点产生的数据量随着节点数的增加而 增多。此外,由于 PMRM 算法综合考虑了簇头节点之间 的通信覆盖区,可以同时接收来自多个簇头节点的数据, 当节点数 n = 275 时,相较于 EDAMS 算法、GMSDC 算法 和 文 献 [6] 方 法, MS 的 吞 吐 量 依 次 提 高 10%、 10.6%、16.4%。





6 结 论

本文面向海洋牧场环境提出了一种基于改进 ACA 算法的 MS 可靠通信路径规划方法。首先,通过优化初 始信息素浓度、状态转移概率以及信息素更新策略对 ACA 算法的收敛速度和寻优能力进行了增强;然后,利 用 LEACH 协议对网络进行分簇,构建包含距离约束和时 延约束的节点集;最后,利用改进 ACA 算法对该节点集 进行求解,得到能耗更优的路径规划结果。仿真实验验 证了该方法在路径长度、数据传输时延以及数据吞吐量 等方面具有明显提升,增强了网络的鲁棒性。该方法通 过优化 MS 通信位置使网络数据传输更为可靠,避免了 MR-WSN 的能量空洞问题。未来将进一步在此基础上研 究多移动节点协作通信方案的可行性。

参考文献

[1] 田宏武,郑文刚,李寒.大田农业节水物联网技术应用现状与发展趋势[J].农业工程学报,2016,32 (21):1-12.

TIAN H W, ZHENG W G, LI H. Application status and developing trend of open field water-saving internet of things technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32 (21): 1-12.

- [2] CHI H T, DU Y, BRETT P M. Design of a marine environment monitoring system based on the internet of things [J]. Journal of Coastal Research, 2020 (SI): 256-260.
- [3] 金光,高子航,江先亮,等.基于低功耗广域网的海岛水产养殖环境监测系统研制[J].农业工程学报,2018,34 (24):184-191.
 JIN G, GAO Z H, JIANG X L, et al. Development ofisland aquaculture environment monitoring system basedon low-power wide area networks [J]. Transactions

of theChinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(24): 184-191.

[4] 张琴,戴阳,杨胜龙,等. 基于 LoRa 的低功耗水产养殖水质监测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2019, 38 (11): 96-99.

ZHANG Q, DAI Y, YANG SH L, et al. LoRa-based low power consumption aquaculture water quality monitoring system design [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38 (11):96-99.

[5] 杨莺,杨武德,吴华瑞,等. 基于移动 Sink 的农田无 线传感器网络数据收集策略[J]. 计算机科学, 2019, 46 (4): 106-111.

YANG Y, YANG W D, WU H R, et al. Mobile Sink based date collection strategy for farmland WSN [J].

Computer Science, 2019, 46 (4): 106-111.

[6] 何栋, 桂志国. 一种广域无线传感网络移动 Sink 节点路径规划方法[J]. 传感技术学报, 2023, 36 (3):475-480.

HE D, GUI ZH G. A path planning method for mobile Sink nodes in wide area wireless sensor networks [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36 (3):475-480.

- [7] 徐佳, 冯鑫, 杨富贵, 等. 最大化最小能耗概率的移动 Sink 无线传感器网络数据收集方法[J]. 电子学报, 2015, 43 (12): 2470-2475.
 XU J, FENG X, YANG F G, et al. A data collection method by maximizing minimum probability of energyconsumption for mobile Sink based WSNs [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43 (12): 2470-2475.
- [8] 谢英辉,胡君,唐一韬.基于遗传算法的移动 Sink 数据采集信宿路算法[J]. 传感技术学报,2019,32(7):1095-1099.
 XIE Y H, HU J, TANG Y T. Genetic algorithm-based mobile Sink data collecting algorithm for wireless sensor networks [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(7): 1095-1099.
- [9] 乔学工,段亚青.基于单个移动信标节点的路径规划 方法[J]. 计算机应用研究,2020,37 (2):555-558.
 QIAO X G, DUAN Y Q. Path planning method based on single mobile beacon node [J]. Application Research of Computers, 2020, 37 (2):555-558.
- [10] 俸皓,罗蕾,王勇,等. 基于萤火虫算法的无线传感 器网络移动 Sink 节点路径规划方法[J]. 微电子学与 计算机, 2016, 33 (5): 47-51.
 FENG H, LUO L, WANG Y, et al. Path planning in wireless sensor networks for mobile Sink based on glowworm swarm optimization algorithm [J].
 Microelectronics & Computer, 2016, 33 (5): 47-51.
- [11] 吉珊珊. 基于增强蚁群算法的传感网移动 Sink 路径规划[J]. 系统仿真学报, 2019, 31 (11): 2543-2552.
 JI SH SH. Path planning for mobile Sink based on enhanced ant colony optimization algorithm in wireless sensor networks [J]. Journal of System Simulation, 2019, 31 (11): 2543-2552.
- [12] 徐玉琼,娄柯,李婷婷,等.改进自适应蚁群算法的 移动机器人路径规划[J].电子测量与仪器学报, 2019,33 (10):89-95.
 XUYQ,LOUK,LITT, et al. Path planning of mobile robot based on improved adaptive ant colony algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33 (10):89-95.
- [13] 朱正伟, 刁小敏, 郭晓, 等. 基于改进混合粒子群优 化算法的移动节点部署研究[J]. 传感器与微系统, 2018, 37 (6): 150-152,157.

ZHU ZH W, DIAO X M, GUO X, et al. Research on mobile node deployment based on IM-HPSO algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37 (6): 150-152,157.

- [14] DUAN J L,LIN B, CAI L X, et al. Node deployment of marine monitoring networks: A multiobjective optimization scheme[J]. Sensors, 2020, 20(16):4480.
- [15] 蔡延光,陈厚仁,戚远航. 混沌烟花算法求解旅行商问题[J]. 计算机科学, 2019, 46 (S1): 85-88.
 CAI Y G, CHEN H R, QI Y H. Chaotic fireworks algorithm for solving travelling salesman problem [J]. Computer Science, 2019, 46 (S1): 85-88.
- [16] 徐佳,韩逢庆,刘奇鑫,等. 一种求解 TSP 的生物信息启发式遗传算法[J].系统仿真学报,2022, 34 (8):1811-1819.

XU J, HAN F Q, LIU Q X, et al. Bioinformation heuristic genetic algorithm for solving TSP [J]. Journal of System Simulation, 2022, 34 (8): 1811-1819.

- [17] WEI Y D, FENG J H, HUANG Y M, et al. Planning of mobile robot based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2365(1).
- [18] 何庆, 吴意乐, 徐同伟. 改进遗传模拟退火算法在 TSP 优化中的应用[J]. 控制与决策, 2018, 33 (2): 219-225.

HE Q, WU Y L, XU T W. Application of improved genetic simulated annealing algorithm in TSP optimization [J]. Control and Decision, 2018, 33 (2): 219-225.

[19] 冯志雨, 游晓明, 刘升. 分层递进的改进聚类蚁群算
 法解决 TSP 问题[J]. 计算机科学与探索, 2019,
 13 (8): 1280-1294.

FENG ZH Y, YOU X M, LIU S. Hierarchical progressive improved clustering ant colony algorithm for solving TSP problems [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2019, 13 (8): 1280-1294.

 [20] 徐坤,陈志军,闫学勤.基于莱维飞行的改进蚁群算 法求解 TSP 问题[J].计算机工程与设计,2019, 40(1):245-249.

XU K, CHEN ZH J, YAN X Q. Improved ant colony algorithm based on Levy flight to solve TSP problem [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(1): 245-249.

[21] 王学武, 严益鑫, 顾幸生. 基于莱维飞行粒子群算法的焊接机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2017, 32 (2): 373-377.

WANG X W, YAN Y X, GU X S. Welding robot path planning based on Levy-PSO [J]. Control and Decision, 2017, 32 (2): 373-377.

[22] 申晓宁,潘红丽,陈庆洲,等.引入启发信息的粒子 群算法在低碳 TSP 中的应用[J].计算机工程与科学, 2022,44(6):1114-1125. SHEN X N, PAN H L, CHEN Q Z, et al. Application of particle swarm optimization with heuristic information in low-carbon TSP [J]. Computer Engineering & Science, 2022, 44 (6):1114-1125.

- FEI T, WU X X, ZHANG L Y, et al. Research on improved ant colony optimization for traveling salesman problem[J]. Mathematical biosciences and engineering: MBE, 2022, 19 (8): 8152-8186.
- [24] 张毅, 权浩, 文家富. 基于独狼蚁群混合算法的移动 机器人路径规划[J]. 华中科技大学学报(自然科学 版), 2020, 48 (1): 127-132.
 ZHANG Y, QUAN H, WEN J F. Mobile robot path planning based on the wolf ant colony hybrid algorithm [J].
 Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 48 (1):127-132.
- [25] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40 (2): 113-121.
 JIANG M, WANG F, GE Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (2): 113-121.
- [26] 王海军, 雷建军, 杨莉. 基于时延受限的移动 Sink 环境下能量高效的数据融合算法[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2018, 52 (5): 622-627.

WANG H J, LEI J J, YANG L. Energy efficient data aggregation in mobile Sink environment with delay constrained [J]. Journal of Central China Normal University(Natural Sciences), 2018, 52 (5);622-627.

作者简介



林海伦,2021年于惠州学院获得学士 学位,现为广东海洋大学硕士研究生,主要 研究方向为农业物联网与人工智能。 E-mail: helengo8@163.com

Lin Hailun received his B. Sc. degree

from Huizhou University in 2021. Now he is a

M. Sc. candidate at Guangdong Ocean University. His main research interests include agricultural internet of things and artificial intelligence.



王骥(通信作者),2010年于广东工业 大学获得硕士学位,现为广东海洋大学教 授,主要研究方向为无线传感器网络、海洋 物联网与人工智能等。

E-mail: 13902576499@163.com

Wang Ji (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Guangdong University of Technology in 2010. Now he is a professor at Guangdong Ocean University. His main research interests include wireless sensor networks, marine internet of things and artificial intelligence, etc.