

使用水下无线传感器网络的节能和服务质量感知路由

P. Sathya¹, P. Sengottuvelan²

Ph.D Research Scholar¹, Associate Professor², 1, 2 Department of Computer Science, Periyar University
PG Extension Centre, Dharmapuri, Tamilnadu, India

翻译: 通信 191 赵振江

近年来, 水下无线传感器网络(水下无线传感器网络)受到越来越多的关注。水下传感器网络(USNs)可以应用于许多不同的目的。为了解决路由问题, 本章提出了基于 CSOA-EQ 的布谷鸟搜索优化算法(Cuckoo Search Optimization Algorithm with Energy Efficient and QOS Aware)的路由方法。每一种应用本身都很重要, 但其中一些应用可以帮助改进海洋调查, 以满足各种水下应用, 如灾难性事件警报系统(如激流和地震监测)、支持导航、海洋数据收集和水下监测、生态应用(如有机水的性质和污染监测)、现代应用(如海洋调查)等等。例如, 传感器可以评估特定的指标, 如基础强度和安全压力, 以监测海上工程应用中安全环境的辅助性质。水下网络还提高了我们对水下环境的理解, 如气候变化、水下生物生命和珊瑚礁居民的数量。

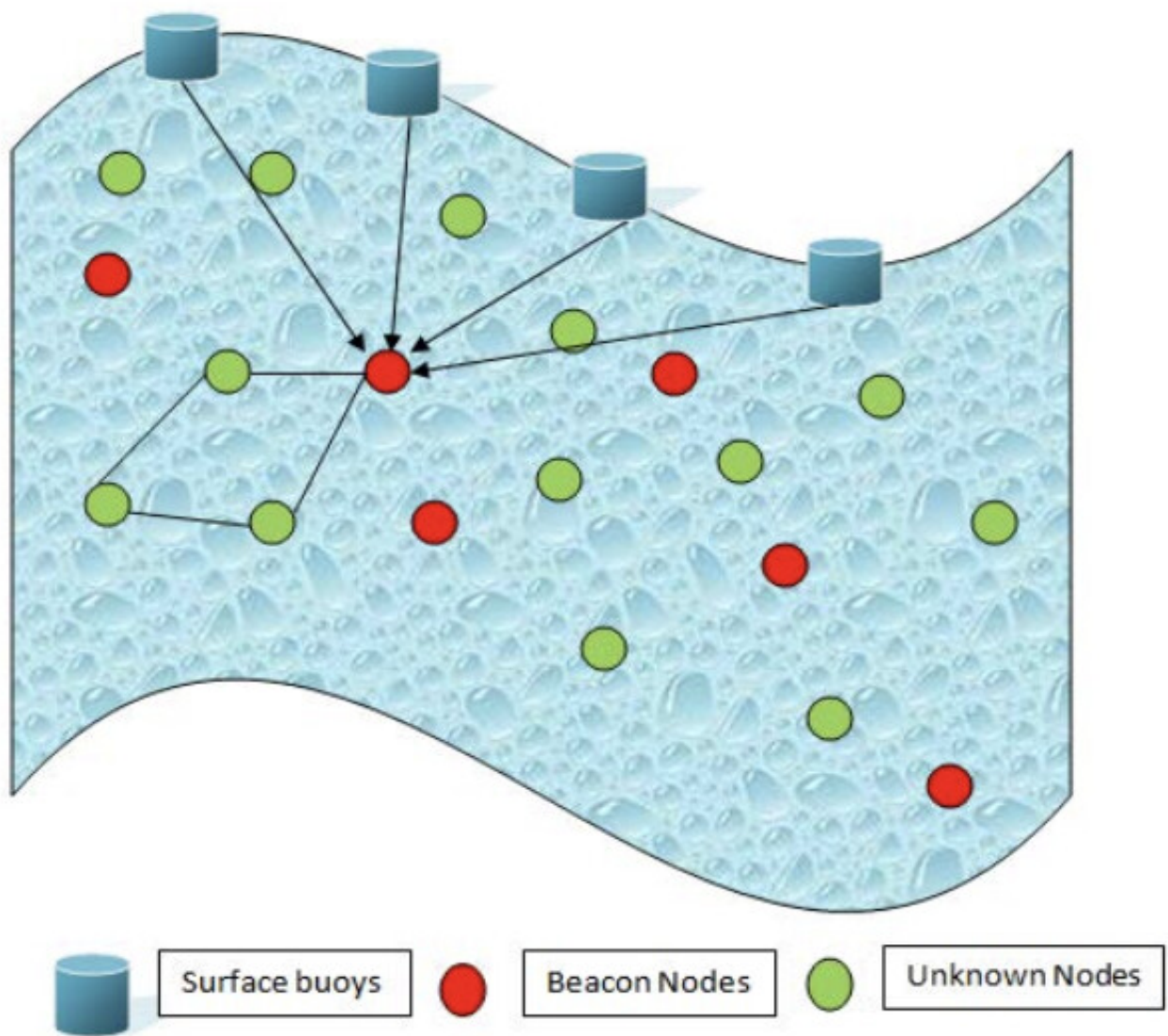
关键词: 水下无线传感器网络;QOS 感知(CSOA-EQ);水下环境

I. 介绍

传感器网络已成为今年潜在的调查主题。在这些类型的网络中, 路由问题是必须处理的关键组件, 以延长组织的生命。由于组织中传感器节点的数量, 随着组织规模的增长, 路由变得越来越不可预测。无线传感器网络中的传感器节点高度依赖内存、处理能力和电池寿命。使用 GPS 的水面浮标可以获取其区域, 如图 1 所示。信标节点的数量远低于模糊节点的数量。因为信标节点有更多的能量和大约 200 米的通信范围, 它们可以合法地与浮标通信, 并有更多的邻居。此外, 与隐藏节点相比, 信标节点拥有更多的设备资产和优越的计算能力, 可以做更多的事情。模糊节点的成本略低, 而且不需要浪费能量。一个不知名的枢纽的通信半径大约为 100 米, 它无法与浮标进行正式通信。它通常只能与它的直接(通常是一跳)邻居[3]关联。模糊节点通过自身与附近信标节点之间的本地数据交换, 实现就近定位, 成功参与组织演习。优化无处不在, 所以这个范例[4]有很多应用。在几乎所有的技术和工业应用中, 我们都在不断地寻找改进的方法, 无论是最小化成本和能源消耗, 还是提高效益、产量、执行力和效率。由于资源、时间和金钱在实践中都是有限的, 优化无疑更为重要。因为大多数实际应用程序显然都有更复杂的变量和参数来影响框架的功能, 因此要最大限度地利用任何给定的资产, 需要在逻辑推理方面进行范式转换。每个优化挑战的优化周期的基本组成部分是优化算法, 有效的数值测试系统, 以及我们想要说明和优化[6]的物理周期的真实写照。在我们有一个好的模型之后, 一般的计算成本是由用于搜索的优化策略和用于模拟的数值求解器决定的。为了解决路由问题, 提出了基于 CSOA-EQ 的布谷鸟搜索优化算法[7]。无线传感器网络是由多个相互独立的传

感器节点组成的网络。这些传感器非常小。它们大量广泛传播[8]。这些传感器节点智能且成功，提供了一个非常棒的自适应网络，这是常规有线和无线网络无法提供的。WSN 被用于各种工程应用，包括监控无围栏的偏远地区，高海拔边远地区的恐怖分子发展，以及放置在深水中的液化石油气管道。传感器节点检测或监控网络区域或区域内的运动或功能，并将信息传递给基站。QoS 感知路由在水下传感应用(如监测液化石油气管道[9])中传输传感器节点时提供最优性。因此，本研究也关注 qos 感知路由。在 QoS 感知路由中，网络 QoS 保证与网络生命周期之间的折衷是一个基本问题，即 QoS 感知路由的提出与节能路由的实现是截然相反的。其主要目标是保持节能和 qos 感知路由的平稳运行。本章描述了 WSN 的执行，并将其与 ACO 和 PSO 建议的 CSOA-EQ 的正常方式数、能量消耗和正常包延迟[10]进行了比较。与蚁群算法和粒子群算法相比，所提出的 csoa 执行算法得到了显著的提高。

图 1 UWSN 原理图



II. 文献回顾

Sudip Misra, Anudipa Mondal 和 Ayan Mondal(2019)介绍了 DATUM, 这是一种基于博弈论的动态拓扑控制方法, 用于在交互式媒体传感器节点[1]的网络延迟范围内提高 uwmsn 的吞吐量和网络寿命。本文采用合作博弈论的方法来选择限制延迟和提高吞吐量的最佳方法组合, 以及延长网络寿命的最佳传输功率。Luis M. Pessoa, Cândido Duarte, Henrique M. Salgado, Vasco Correia, Bruno Ferreira, Nuno a . Cruz 和 Anibal Matos(2019)评估了由废弃水下传感器组成的大规模网络的长期部署可行性, 由自动水下航行器 (auv)定期访问[2]提供动力。他们进行了一项多功能分析, 以确定单个 AUV 可以支持的网络大小, 包括传感器的总数和传感器之间的分区分离。

III. 现存方法

A. 蚁群优化算法

“蚂蚁算法”领域研究了如何从真实蚂蚁行为的观察中得出模型, 刺激通过优化[11]解决分布式控制问题的新算法的发展。其基本思想是, 考虑到实际蚂蚁的深度协调行为的自组织标准, 可能被用于协调协同工作的人工代理群体, 以解决计算问题。各种形式的蚂蚁算法, 包括寻找、分工、生育安排和共同雇佣的车辆, 都因蚂蚁行为的几个不同方面而变得活跃起来。蚂蚁算法的一个较好的例子是“蚁群优化(ACO)”[12]。由于蚁群策略中的前向蚂蚁在基本算法中没有被发送到特定的目标节点, 因此传感器节点必须相互通信, 每个节点的路由表必须包含附近所有传感器节点的 id 以及信息素跟踪的记者级别, 使得蚁群策略更加节能。在大型网络中, 这可能是一个问题, 因为节点需要大量内存来保存关于邻居的所有数据。

B. 分子群优化

分子群优化(PSO)是 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年开发的, 基于一系列自然行为, 如鱼和飞行生物的学习。自那以后, PSO 引发了大量新的兴趣和结构, 一个令人振奋的、不断扩大的研究主题被称为蜂群洞察。该方法通过以准随机方式(由位置向量[13]决定)改变单个代理(称为粒子)的轨迹来搜索目标作品的空间。粒子群优化(PSO)的数学表达式遵循[14]。假设粒子 l 在搜索空间中的维数为 x_i , 向量为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$, 飞行速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 则粒子的个体极值为 $P_i = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})^T$ 。式中 g 为[13]组的最优适应度数, 粒子按下式 3、4 进行迭代运算, 示意图如图 4 所示

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{id}^k - x_{id}^k)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}$$

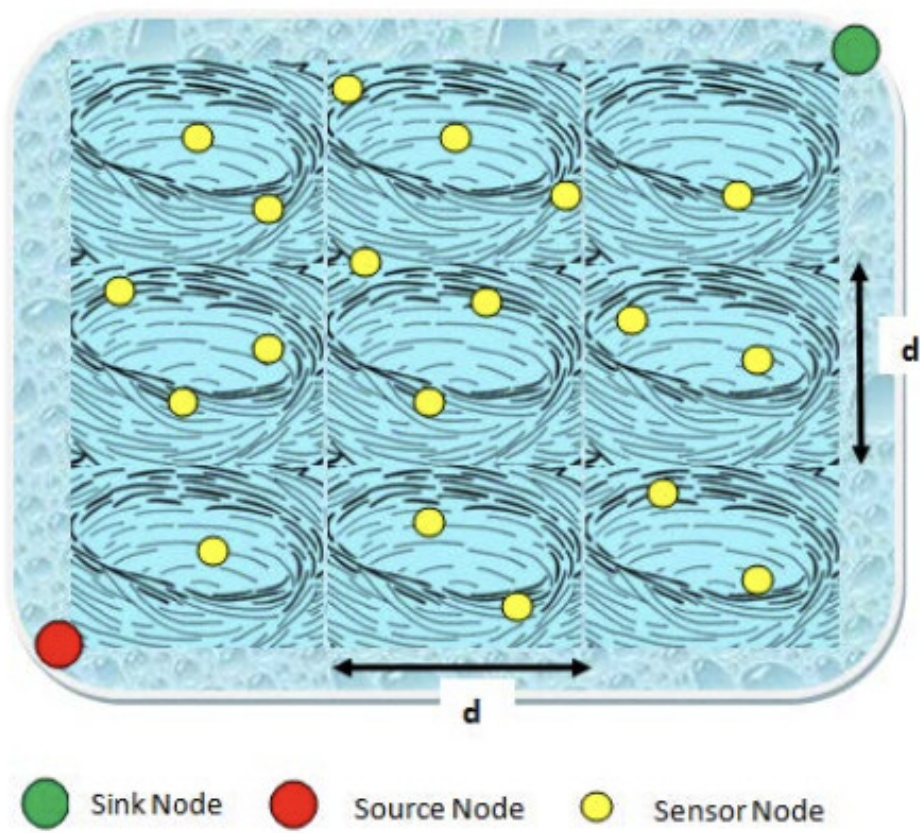
w 为非非构造数, 称为内部权重, 其作用是不调整算法的全局和局部搜索能力的平衡。 $l=1,2,\dots,md=1,2,\dots,D$. 加速度常数 c_1 和 c_2 是非负数, r_1 和 r_2 是之间的随机数。 V_{max} 是用户设定的常数, $k=1,2$ 是迭代次数 [15]

IV. 提出的方法

A. 网络架构

首先，我们将浏览本章中使用的网络架构。该场景中的传感器网络是一个大网络(Big network, BN)，以水面为上表面，海床为下表面。如图 2 (CNs)所示，该水下传感器网络被组织成微型巢穴。图 1 显示了建议模型的网络结构。源节点应该在 BN 的左下角，而汇聚节点应该在右上角。允许 N_a 个配备音频调制解调器的传感器节点与位于任意深度的声纳浮标通信。这些节点都是静止的，没有任何水流过。网络中每个节点的主能量、传输功率、距离都是相同的，节点之间的相互作用是对称的。汇聚节点还配备了海上声纳浮标，并且每个节点都知道自己和汇聚节点的位置。此外，如图 2 所示，在 CN 中有几个节点。此外，如图 2 所示，一个 CN 中有许多节点，这些节点存储它们所在的 CN。CN 的长度通常称为 d ，它完全依赖于 r ，这是传感器节点交换半径。类似地，占空比技术假设每个节点的状态独立于其他节点的状态而变化。因为每个节点都在短时间内处于清醒状态，然后在剩余时间内进入睡眠状态，所以这是最简单的义务循环类型。不需要全局同步，因为每个传感器节点都可以跟踪自己和汇聚节点的位置。

图 2 所提出模型的网络架构

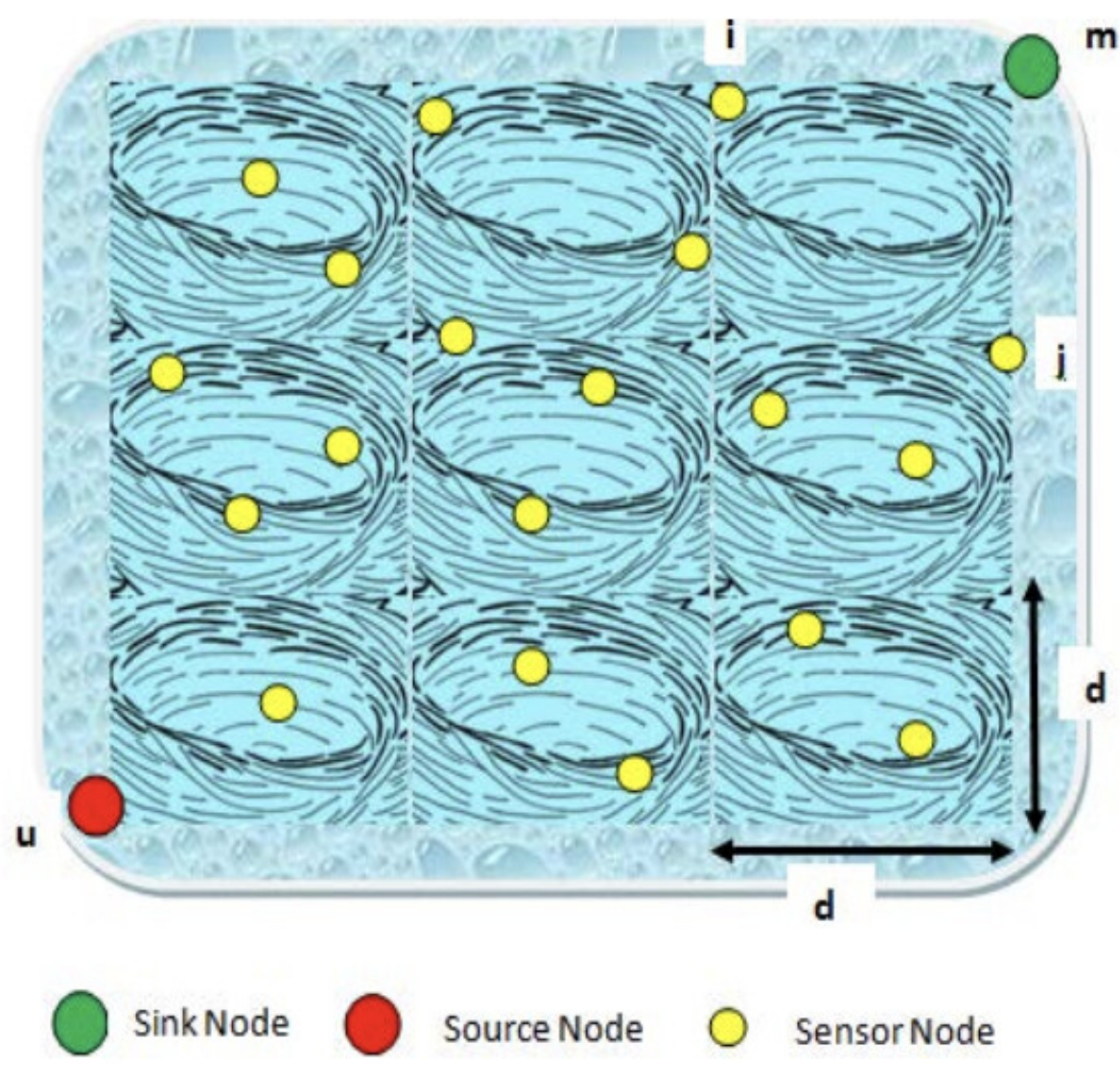


B. CSOA-EQ 算法

类似地，因为路由数据库不存在，所以没有使用 RAM 来保存路径。此外，将多路由方法与地理路由相结合，有效地提高了数据包接收的可靠性，并且可以同时从多条路由发送数据包。此外，占空比仪器允许节点在没有数据传输时偶尔休息以节省能量。这个网络据说是一个大网络，被分割成小布谷家。在提出的技术中;每个传感器节点都可以直接与其所有的顶点、边缘和曲面相邻节点通信。BN 中的 CN，如图 3 节点 u 所示，是这种类型 CN 的突出说明。

在图 4 中，给出了所提方法的流程图。

图 3 网络中 r 和 d 之间的关系



C.提出的 CSOA-EQ 算法

类似地，路由数据库不存在，因此在存储路径的过程中不使用内存。此外，多重路由过程将与地理路由结合使用，有效地提高数据包接收的可靠性，数据包将从多个路由同时发送离开目的地。此外，占空比仪器允许节点偶尔休息，以便在没有数据传输时节省能源。人们认为网络是一个大的网络，它被分割成小的乌鸦家。为了防止包泛洪，定义了每个节点的扩散半径，每个节点只能在这个半径内传输数据。此外，在建议的算法中，节点的选择是根据节点的合理性在后面一步解决的。该算法中的每个传感器节点都可以直接与所有的点邻节点、边邻节点和面邻节点通信。应该注意的是，BN 中的 CN，如图 2 所示，是这样的 CN 的一个很好的例子。同样，节点 m 是最远的节点，可以与你直接对话。因此，节点 u 的 Base Exchange 半径由 u 和 m 之间的欧氏距离决定。

$$(2d)^2 + (2d)^2 + (2d)^2 = r^2 d = \frac{r}{\sqrt{12}} \quad (1)$$

- 首先，如图 1 所示，在 BN 空间 H 的不同深度随机分布 Na 节点来描述所提出的技术。根据 d 的度量，将 BN 划分为不同的 CNs。使用基于距离或不使用距离定位技术;每个节点还应该知道自己的位置和汇聚节点的位置。图 5 说明了这一点。此外，每个节点必须知道它属于哪个 CN。每个节点具有相同的基本能量这一事实至关重要。路由周期在节点基本设计之后分两步开始:
- 阶段 1: 源节点 u 路由的初始阶段是发现节点附近的所有 Crow Nest (CN)子单元。如前所述，CN 可以具有顶点邻域、边邻域和面邻域。我们选择比当前 Crow Nest (CN)更接近 sink 的 CNs，并且从所有附近的 CNs 中至少有一个唤醒节点。这是为了防止徒劳无功地绕过航道，避免沉道逃脱。然后记录这些中枢神经系统中的节点，并评估为下一阶段的可能性。在对大量申请节点塑形之后，第二路由阶段从 CSOA-EQ 算法开始，如下图所示。

图 4 所提出方法的流程图

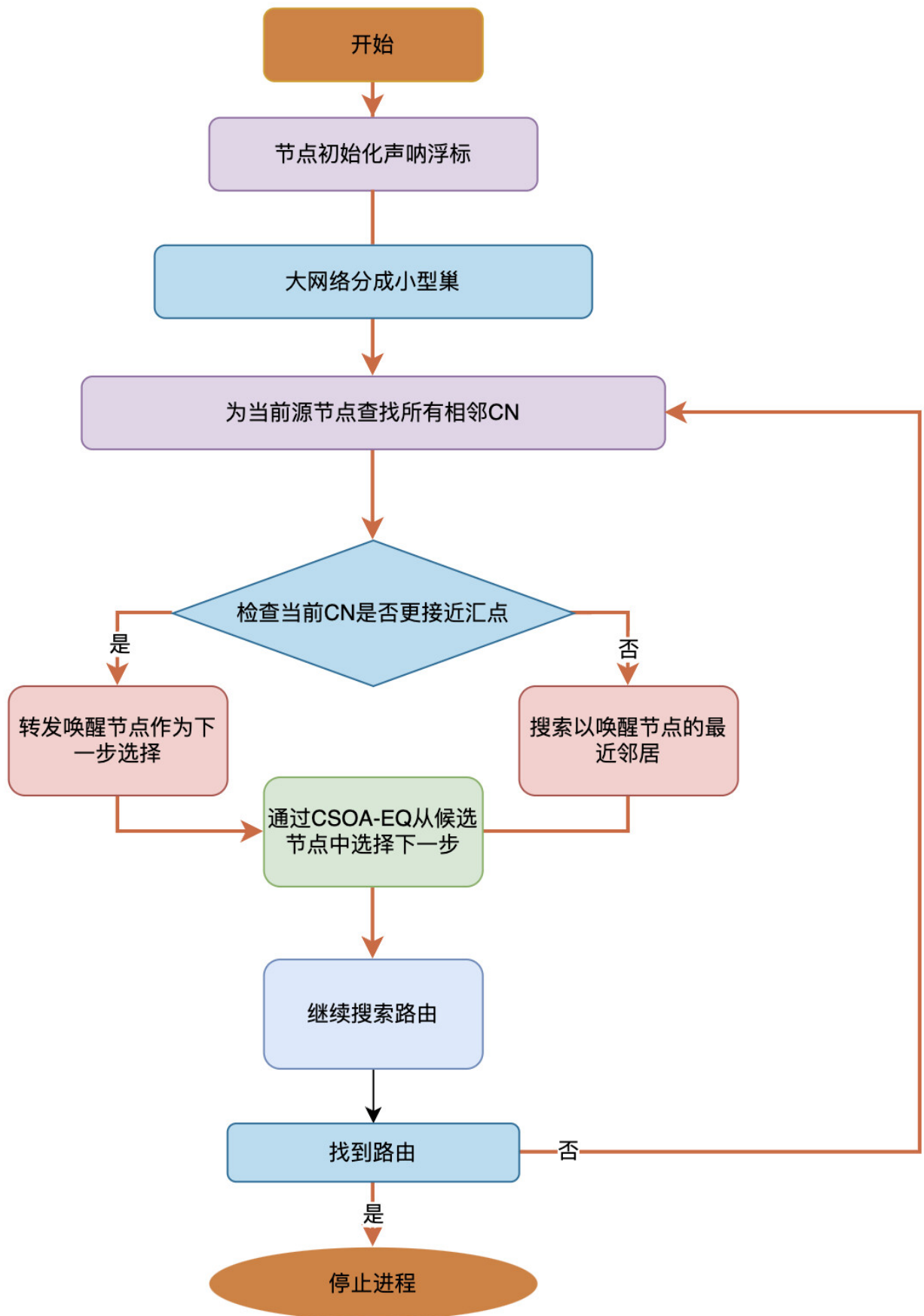
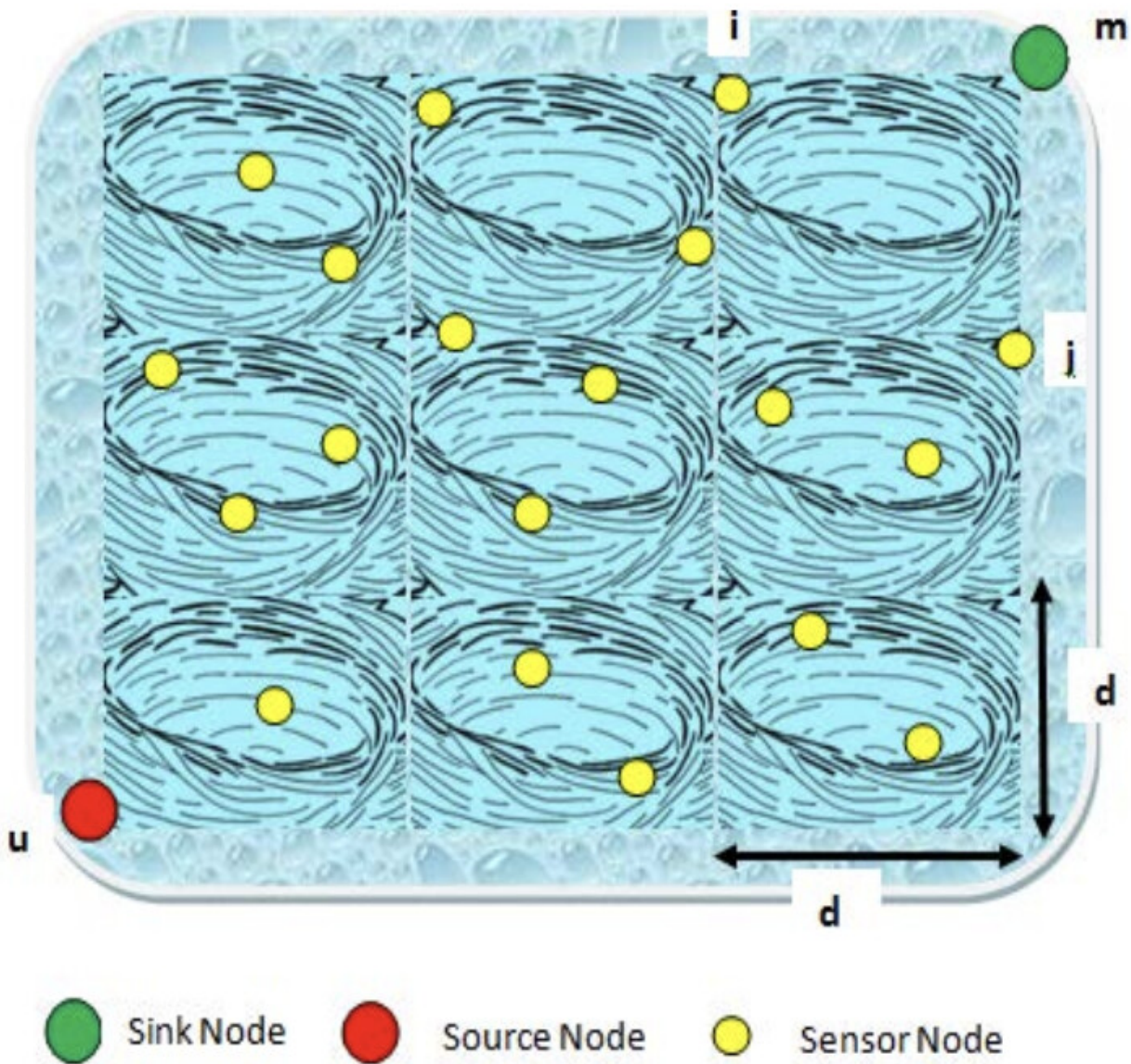


图 5 网络中 r 和 d 的关系



- 阶段二: 首先, 布谷鸟妈妈水平分布在搜索领域使用布谷鸟搜索优化算法。然后进行以下改进, 以实现优化中的最佳精度。
- 第一步: 随机分配给每只布谷鸟妈妈一些蛋。然后, 这个方程确定了每只鸟的产卵半径(ELR)与这个数字的关系。

$$ELR = \beta \times \frac{\text{Number of current cuckoo' seggs}}{\text{Total number of eggs}} \times (var_{hi} - var_{low}) \quad (2)$$

其中为正整数, 表示最大 ELR 值。而是每只鸟只能在一定的半径内产卵。

- 第二步: 布谷鸟妈妈在这个区域产卵。在产蛋过程结束后, 利用成本函数计算所有母布谷和蛋的利润值 (如下所述)。然后, 为了控制布谷鸟的数量, 我们会销毁产量较低的蛋。在这一点上, 产卵过程就完成了, 随着时间的推移, 蛋会逐渐长大成熟。

- 第二阶段:这是布谷妈妈产卵的地方。所有母布谷和卵的效益估算是是在产卵周期后使用下面给出的成本工作计算的。为了控制最极端的布谷种群，我们在那个时候杀死产量较低的蛋。在这一阶段接近尾声时，产卵周期完成，卵形成和发育。
- 第三阶段:年轻布谷鸟的出现创造了一个新的布谷鸟种群。该算法目前的母亲是年轻的布谷鸟。然后使用 k 均值分组技术对布谷鸟的居住区域进行分组。因为本章的搜索域和优化次数都不大，所以假设 K 为 1。
- 第四阶段:布谷鸟聚束后，计算各组的效益，效益最高的一组为布谷鸟最适宜的安置地点。同样地，在这群布谷鸟中，利润最高的布谷鸟被选为世界理想品种。
- 第五阶段:如果算法达到了理想的组合，则停止;在任何情况下，这些手段都是重新调整的 CSOA-EQ 算法的问题是布谷鸟种群之间的距离。当布谷鸟群体接近算法中指出的混合系数的最大值时，算法已经达到了集合。

需要注意的是，CSOA-EQ 收益率是通过将其调整到净收入最高的邻近节点来实现的全局最优安排。上述过程一直进行到没有提供路由条件的不同节点或 CNs 为止。以下反弹节点是本章 CSOA- EQ 算法基于目标 CN 中能量()最大的节点选择的最佳节点。当前节点与所选节点之间的距离，该方法不幸 基于传播延迟，以及当前节点剩余能量的测量都是影响这一决策的因素。无论采用何种标准，发送所需的能量、数据从该节点发出时节点的剩余能量以及节点的底层能量都被考虑在此成本计算中。类似地，由于指数正弦能力是指参数的微小变化可能导致容量含义的巨大变化，因此选择下一个反弹节点的成本工作如下所示

$$v * ij = \frac{\mu}{D} + \frac{K}{L} + \tau C * ij + \zeta E_{resi} \quad (3)$$

在 Eq.(3)中， μ ， κ ， τ ， ζ ，它们是和为 1 的常数系数，用于管理代价函数中的权重。 C_{ij} 如此定义。

$$C = E_{ij}^{rem} \exp[1/\sin(\pi - \frac{\frac{\pi}{2} E_{ij}^{rem}}{E_0})] \quad (4)$$

在上面的式子中， E_{ij}^{rem} 为节点 i 当前的剩余能量， E_0 为节点 i 的初始能量。据此，基于此关系，通过 CSOA-EQ 算法，根据巢中能量最高的节点在巢中，对节点 I 进行下一步的最优选择。

$$J = Arg \max_{j \in \{SC, Nd\}} (\omega_{ij}) \quad (5)$$

其中， $Nd = \alpha Na$ 是网络中所有清醒节点根据占空比机制的集合，其中节点和 $0 < \alpha \leq 1$ 为占空比参数。 α 越大，下一次选择的路径就越多，因此网络可以通过不同的路径将信息从源路由到接收器。

D. 时间复杂度

如算法 2 所示，时间复杂度 CSOA-EQ 由五个关键阶段组成。以下是每个阶段及其相关时间复杂度的快速概述：

- 第一步:根据公式，第一步是计算可靠性约束得分(6)，这一步的时间复杂度可以估计为: $O(|T||AC|)$ 。

$$\sum_{\forall C_j \in T} Y_{i,j} X_j \geq K; \forall v_i \in T \quad (6)$$

- 第二步:根据式(7)计算时间约束分数，耗时较长: $O(|T||AC|)$ 。

$$\sum_{\forall C_j \in T} Y_{i,j} X_j \frac{\omega_i}{\sum_{\forall C_j \in A_c} Y_{i,t} X_t} \leq \frac{w}{(k-1)}; \forall C_j \in A_c \quad (7)$$

- 第三步:利用式(8)计算传感器与控制器之间的最大距离，这一步的时间复杂度为: $O(|T||AC|)$ 。

$$L_{vi}^* = \max_{\forall C_j \in A_c} Y_{i,j} X_j l^*(v_i, C_j)$$

- 第四步:第四阶段需要将所有鸡蛋分类为适合的类别。该阶段的时间复杂度可表示为 $O(\text{no of eggs}) \times N_{\text{pop}} \log N_{\text{pop}}$ 。
- 第五步:第五阶段需要根据适合度值对成熟布谷鸟进行分类，这是一个漫长的过程: $O(N_{\text{pop}} \log N_{\text{pop}})$ 。

因此，时间复杂度可写成 $O(N_{\text{pop}} \log N_{\text{pop}} + |T||AC|)$ 。此外，虽然网络规模的增加并没有导致 N_{pop} 的显著变化，但可以得出 $|T||AC|$ 对 $N_{\text{pop}} \log N_{\text{pop}}$ 的影响较大。因此，Cuckoo-overall PC 的时间复杂度为: $O(|T||AC|)$ 。

V. 实验结果

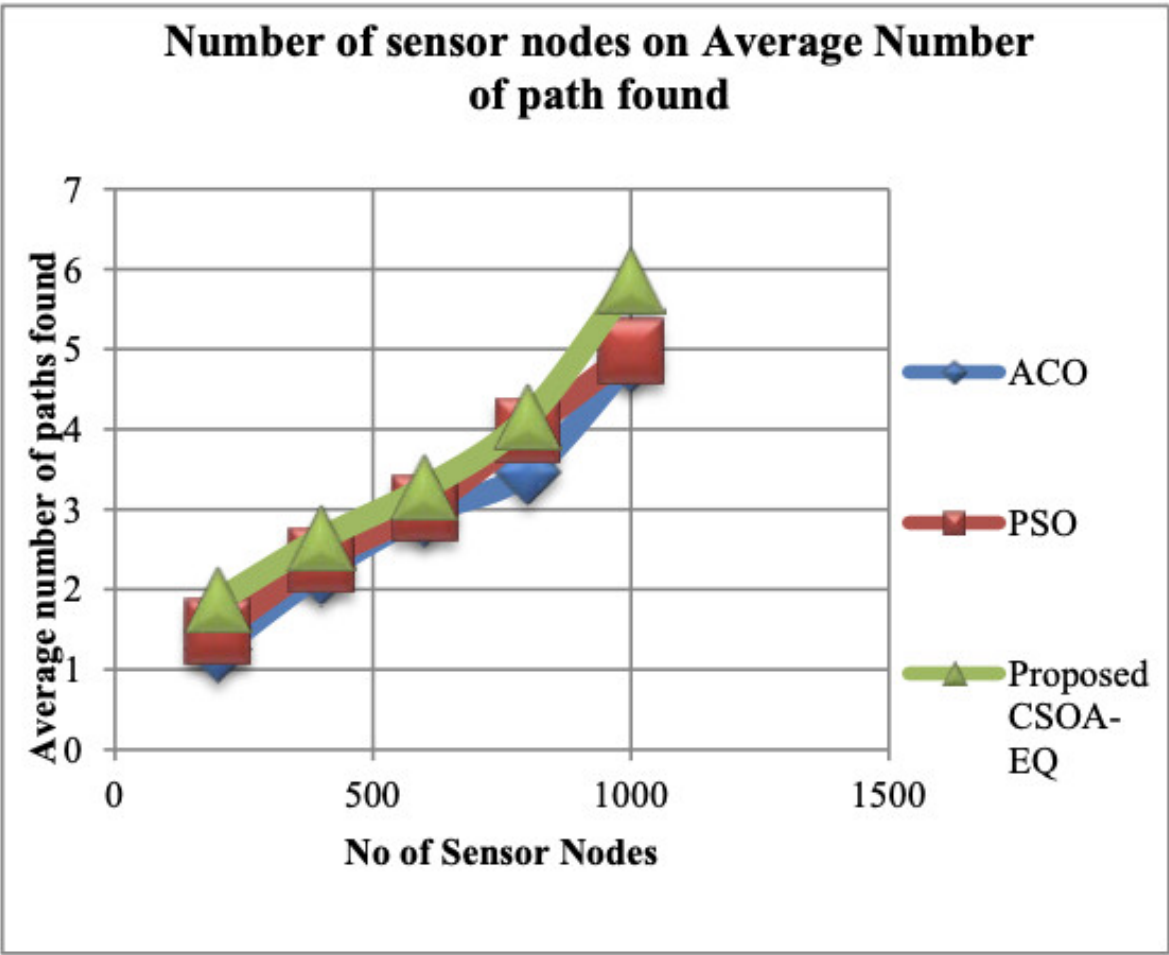
A. 传感器节点数平均找到的路径数

表 I 比较了传感器节点的数量与发现的平均路径数量，这解释了 ACO、PSO 和 CSOA-EQ 结果。将现有的方法与新的 CSOA-EQ 进行比较，本文方法的效果更好(图 6)。

表 1 发现的平均路径数上的传感器节点数

传感器节点数	ACO	PSO	Proposed CSOA-EQ
200	1.255	1.468	1.861
400	2.216	2.365	2.632
600	2.945	3.014	3.265
800	3.465	3.984	4.147
1000	4.875	4.971	5.852

图 6 平均路径数的传感器节点



传感器节点数对检测到的平均路径数的评价表解释了 ACO、PSO 和推荐的 CSOA-EQ 值。将现有方法的结果与所提出的方法进行比较，CSOA-EQ 方法的结果最优。我们还可以观察到，随着节点数量的增加，检测到的路径数量也会增加，从而提高了网络的可靠性和识别网络内路径的速度。

B.能耗传感器节点数

表 II 显示了识别的平均路径数量上的传感器节点数量的比较表，它解释了 ACO, PSO 和 CSOA-EQ 结果。将现有方法与本文提出的 CSOA-EQ 进行比较，如图 7 所示，本文提出的 CSOA-EQ 能耗更低。传感器节点数与检测到的平均路径数的比较表解释了 ACO、PSO 和提出的 CSOA-EQ 值。当比较现有的方法和建议的方法时，建议的 CSOA 使用最少的能量。

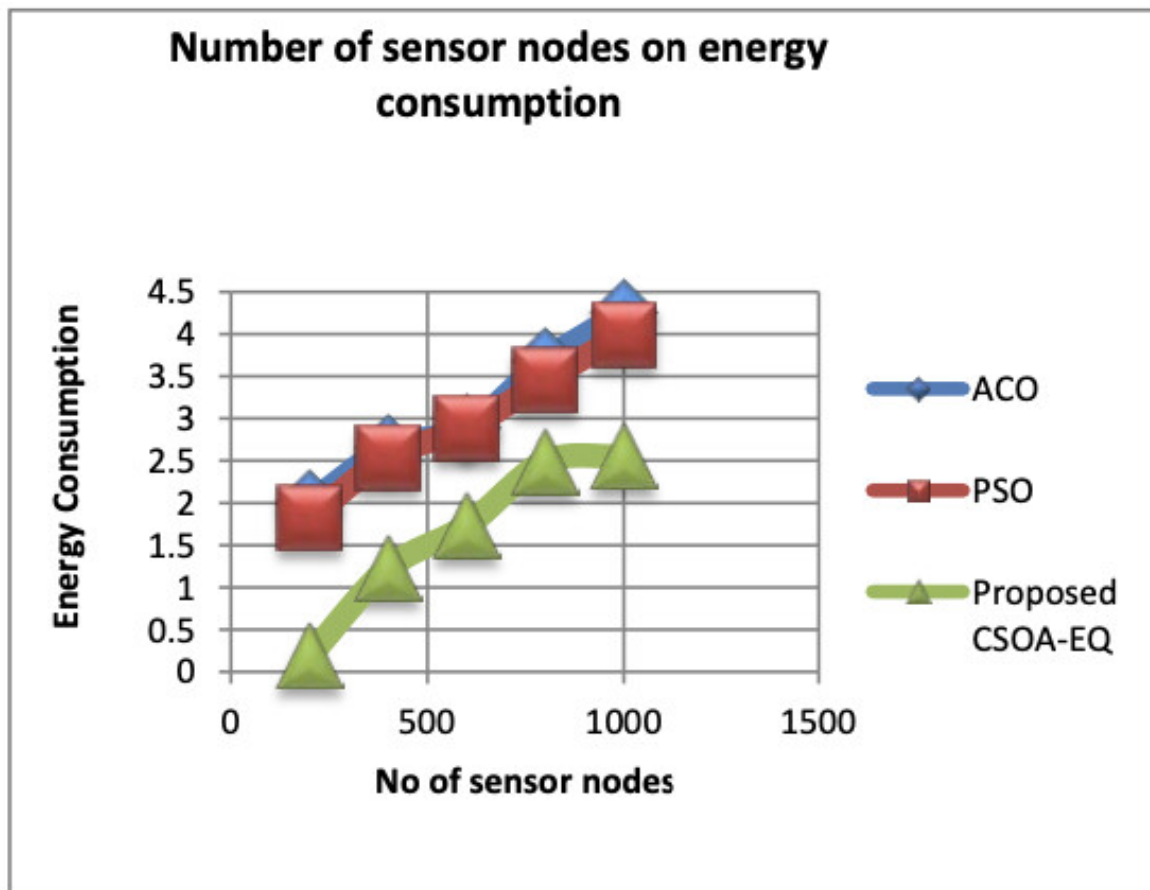
C.平均包延迟

s 表 III 提供了平均包延迟比较表，说明了 ACO、PSO 和 CSOA-EQ 值的差异。从图 8 可以看出，将现有方法与提出的 CSOA-EQ 进行比较，提出的方法效果更好。ACO、PSO 和建议的 CSOA-EQ 值在“传感器节点数与平均包延迟的比较图”中解释。将现有方法的结果与提出的方法进行比较，提出的 CSOA-EQ 具有更好的结果。

表 2 关于节点数量的能量消耗

传感器节点数	ACO	PSO	Proposed CSOA-EQ
200	9.024	8.802	6.789
400	8.632	7.744	5.065
600	8.125	7.062	4.732
800	7.851	6.745	4.487
1000	6.974	6.196	2.954

图 7 平均路径数的传感器节点



VI. 结论

本研究提出了基于 CSOA-EQ 的布谷鸟搜索优化算法(Cuckoo Search Optimization Algorithm with Energy Efficient and QOS Aware, CSOA-EQ)的路由方法, 以解决路由问题, 同时尝试处理这些约束。所提出的方法还用于提高项目成功交付的可能性。通过使用占空比方法, 在没有数据传输的情况下, 节点也会定期进入睡眠状态以节省能源。该算法在 CSOA-EQ 算法中引入微分方程, 根据当前节点的能量利用率和剩余能量进行路径选择。在设计无线传感器网络的网络路径时, 燃油效率是一个关键的考虑因素。CSOA-EQ 的有效性适用于许多应用领域, 其在 WSN 路由问题中的应用证明了这一点。本文提出了一种基于节能 QOS 感知的布谷鸟搜索优化算法(CSOA-EQ)的路由技术, 以及一种基于信息素和剩余能量的路由选择概率。通过模拟结果, 我们确定了所提出的策略更节能。作为未来研究的一部分, CSOA-EQ 算法将用于增加网络寿命、能源使用和平均数据包延迟。

参考文献

- [1] SudipMisra, AnudipaMondal, 和 AyanMondal(2019), “数据:水下无线多媒体传感器网络的动态拓扑控制”, 电子 ISSN: 1558-2612, DOI: 10.1109/WCNC.2019.8885632, IEEE。
- [2] Luís M. Pessoa, Cândido Duarte, Henrique M. Salgado, Vasco Correia, Bruno Ferreira, Nuno A. Cruz 和 Anibal Matos(2019), “由 auv 永久供电的水下传感器网络设计”, 电子 ISBN: 978-1-7281-1450-7, DOI: 10.1109/ oceanes .2019.8867273, IEEE。
- [3]王赛和 Yoan Shin(2019), “水下传感器网络中磁感应继电器的三维部署”, DOI:

10.1109/ICOIN.2019.8718105, 电子 ISBN: 978-1-5386-835 -7, IEEE, pp. 122 -226。

- [4] Zhenghao Xi, XiuKan, Le Cao, Huaping Liu, GunasekaranManogaran, George Mastorakis, Constandinos and X. Mavromoustakis (2019), “水下无线传感器网络和 MAC 协议和定位算法研究”, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2901375, 电子 ISSN: 2169-3536, IEEE.
- [5] Judith Santana Abril, Graciela Santana Sosa, 和 Javier Sosa(2019), “水产养殖中海洋漂浮网箱的无线传感器网络设计”, DOI: 10.1109/MWSCAS.2019.8885256, 电子 ISBN: 978-1-7281-2788-0, IEEE,pp.977-980。
- [6] AliyuDala, TughrulArslan, 和 Imran Saied(2019), “用于水下线性传感器网络的三角形开槽寄生 Yagi-Uda 天线的设计”, IEEE, DOI: 10.1109/comite.2019.8733431, ISBN: 978-1-5386-9337-7。
- [7]程恩, 吴龙浩, 袁飞, 高川先, 易进旺(2019), “基于粒子群优化的水声传感器网络节点选择算法”, IEEE 电子学报 ISSN: 2169-3536, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2952169。
- [8] MohamadMortadaa, AbdallahMakhoula, ChadyAbouJaoudeb, Hassan Harbb 和 David Laiymani(2019), “应用于水下传感器网络的传感器数据分布式处理技术”, IEEE.pp. 979-984, DOI: 10.1109/IWCMC.2019.8766742, 电子 ISBN: 978-1-5386-7747-6。
- [9]赵刚, 李亚旭, 张丽娜(2019)SSEEP:异构无线传感器网络的状态切换节能路由协议, DOI: 10.1109/ICEIEC.2019.8784570, 电子 ISBN: 978-1-7281-1190-2, pp.685-689。
- [10] ShreemaShetty, Radhika M Pai&Manohara M. M. Pai(2018), “基于水下传感器无线网络的水产养殖资源规划设计与实现”, ISSN:(印刷)2331-1916(在线)6 <https://doi.org/10.1080/23311916.2018.1542576>。Cogent Engineering(2018)。
- [11] NadeemJavaid, HammadMaqsood, Abdul Wadood, IftikharAzimNiaz, Ahmad Almogren, AtifAlamri, 和 ManzoorIlahi(2017), “基于本地化的水下无线传感器网络合作路由协议”, <https://doi.org/10.1155/2017/7954175>, Hindawi.pp.1-39。
- [12] KumuduMunasinghe, Mohammed Aseeri, Sultan Almorqi, Md. FarhadHossain, MusbihaBinteWali, Abbas Jamalipour(2019), “用于水下监视和目标跟踪的 EM-Based 高速无线传感器网络”, <https://doi.org/10.1155/2017/6731204>, Hindawi 传感器杂志。Pp.1-14。
- [13]苏一山, 左永鹏, 金志刚, 傅晓梅(2019), “OSPG-MAC:一种基于 ofdma 的水声无线传感器网络的子载波预分组 MAC 协议”, <https://doi.org/10.1155/2019/4965231>, 文章ID 4965231, 印度传感器学报。pp.1-12。
- [14]蔡培轩, 蔡荣桂, 王 shiuan - shiang(2017), “水下传感器网络的混合定位方法”, <https://doi.org/10.1155/2017/5768651>, 文章ID 5768651, 印度传感器杂志。Pp.1-13。
- [15]朱芳, 魏俊芳(2018), “一种基于分层和不平等簇的水下无线传感器网络节能路由协议”, 文章 ID 5835730, <https://doi.org/10.1155/2018/5835730>, 印度传感器学报。pp.1-11。