

基于链接预测的水下 WSN 消息转发算法*

刘林峰^{1,2}, 向阳^{1,2}, 吴家皋^{1,2}



¹(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210023)

²(江苏省大数据安全与智能处理重点实验室, 江苏 南京 210023)

通信作者: 刘林峰, E-mail: liulf@njupt.edu.cn; 吴家皋, E-mail: jgwu@njupt.edu.cn

摘要: 随着移动自组织网络的发展以及为了更加便捷地监测和探索水下环境, 水下无线传感器网络开始出现并逐渐受到研究人员的重视. 水下无线传感器网络可广泛应用于海洋环境监测、资源开采、水下生物研究、海难搜救等诸多水下场景. 与传统的无线传感器网络不同, 通常, 水下无线传感器网络中存在锚定节点和移动节点两种类型的节点, 并且由于水声通信的不规则性和水下环境的复杂性, 这些给水下无线传感器网络数据传输带来了许多挑战, 如节点移动规律复杂、未来链接不确定等. 因此, 设计合理的水下无线传感器网络消息转发算法, 将有助于提高水下数据的传输效率. 针对水下无线传感器网络的网络结构特性, 利用链接预测方法来预测未来链接情况, 特别引入了时空共同邻居指标来分析节点间链接在时空双重维度上的关联. 此外, 还针对锚定节点通信范围大、计算能力强的特点, 使其扮演边缘计算节点角色, 来进一步改善链接预测结果. 最后, 依据链接预测结果为待转发消息选择合适的下一跳节点. 仿真实验结果表明: 在消息转发副本数限定的情况下, 所提算法能够提高消息投递率, 缩短消息转发时延.

关键词: 水下无线传感器网络; 链接预测; 相似性指标; 时空共同邻居; 边缘计算

中图法分类号: TP393

中文引用格式: 刘林峰, 向阳, 吴家皋. 基于链接预测的水下 WSN 消息转发算法. 软件学报, 2022,33(2): 664-682. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6152.htm>

英文引用格式: Liu LF, Xiang Y, Wu JG. Message Dissemination Algorithm Based on Link Prediction in Underwater Wireless Sensor Networks. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2022, 33(2): 664-682 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6152.htm>

Message Dissemination Algorithm Based on Link Prediction in Underwater Wireless Sensor Networks

LIU Lin-Feng^{1,2}, XIANG Yang^{1,2}, WU Jia-Gao^{1,2}

¹(School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

²(Jiangsu Key Laboratory of Big Data Security & Intelligent Processing, Nanjing 210023, China)

Abstract: With the development of various mobile ad hoc networks, and in order to monitor and explore the underwater environments conveniently, underwater wireless sensor networks (UWSNs) have emerged and attracted the increasing attentions of researchers. UWSNs can be widely utilized in many underwater scenarios such as marine environment monitoring, resource exploitation, underwater biological research, shipwreck search, underwater rescue, and so on. A UWSN is significantly different from the traditional wireless sensor networks, due to the irregularity of underwater acoustic communications and the complexity of underwater environments. Moreover, a UWSN is usually composed of two types of nodes: Anchored nodes and mobile nodes. All these bring some new challenges to the technique of message dissemination in UWSNs, such as the complex movements of nodes and the uncertain future links. Therefore, a reasonable message dissemination algorithm for UWSNs will be helpful to improve the data transmission efficiency. According to the characteristics

* 基金项目: 国家自然科学基金(61872191); 江苏省“六大人才高峰”高层次人才项目(2019-XYDXX-247)

收稿时间: 2020-03-24; 修改时间: 2020-05-19; 采用时间: 2020-06-16

of UWSN topologies, this study applies a link prediction method for the message dissemination, and an index of spatial-temporal common neighbors is specially introduced to analyze the potential links between nodes. In addition, compared with the mobile nodes, each anchored node typically has a larger communication range and a stronger computing power, and thus each anchored node can play the role of an edge computing server to further improve the link prediction results. Finally, the next-hop relay nodes can be selected according to the obtained link prediction results. Simulation results show that the proposed algorithm can improve the delivery ratio and reduce the propagation delay of data messages while the number of forwarded message copies is confined.

Key words: underwater wireless sensor networks (UWSNs); link prediction; similarity index; spatial-temporal common neighbors; edge computing

移动自组织网络(mobile ad hoc network, MANET)是一种没有固定通信基础设施的网络,由移动节点自组织地自管理和维护网络结构,通过节点的互相协作、多跳转发来实现节点间的通信^[1,2].因其具有无中心化特点以及较强的鲁棒性,移动自组织网络被广泛用于资源探索、战地通讯、紧急救灾等领域.随着人们对水下资源的关注和开发利用,MANET 逐渐演变为水下无线传感器网络(underwater wireless sensor networks, UWSNs)形式.UWSNs 具有分布式管理、部署成本低等优点,目前已被广泛应用于海洋环境监测、资源开采、水下生物研究、海难搜救等水下场景,并受到了国内外研究机构的重视.

为了适应水下复杂环境的通信要求,UWSNs 一般是由大量水下载感器节点、自主水下航行器等硬件设备组成,并通过水声通信方式形成的一种分布式、自组织网络^[3].水下载感器节点主要包括移动节点和锚定节点两种类型.

- (a) 移动节点被固定在水下移动载体(鱼类或人工仿生鱼)上,可以通过载体移动产生的相遇机会来实现节点间通信.由于载体(如鱼群)的群聚行为,移动节点的移动规律可以被近似地看作服从游牧群体移动模型^[4,5],即:由若干个移动节点和 1 个中心节点组成 1 个游牧群体,该游牧群体中移动节点围绕中心节点运动^[6].此外,由于鱼群种类差异以及鱼群的巡游、觅食等生活习性,中心节点会做出某种规律性移动;
- (b) 锚定节点通过锚绳被牵制而悬浮于水下,通常被认为位置静止或者移动范围很小.

如图 1 所示:在水下环境中分布着一些锚定节点和大量移动节点,移动节点形成了若干游牧群体,这些锚定节点和移动节点共同组成了一个 UWSN.锚定节点体积较大、计算能力较强,可以充当边缘计算节点使用.在移动节点和锚定节点采集信息后,兴趣数据(消息)通过间歇性多跳链接将消息转发到目标节点,即采用机会转发方式进行消息的传递^[7].在机会转发中,尽管通过牺牲网络额外开销可以实现更高的消息投递率和更低的消息转发延迟,但也会极大地增加网络能耗,并使网络中充斥着大量冗余消息.因此,消息的投递率、转发时延以及转发开销往往是衡量消息转发算法优劣的不可忽略的指标^[8].

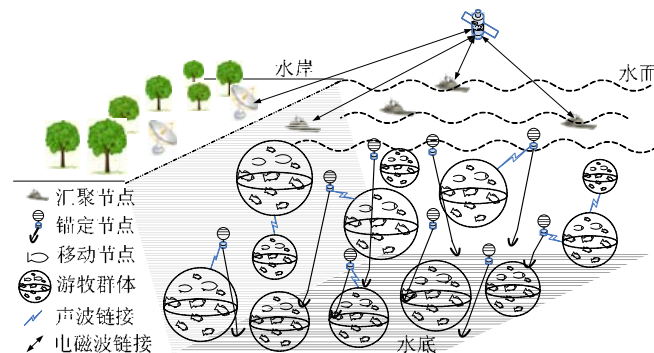


图 1 水下传感器网络结构

链接预测多用于复杂网络的研究,是指通过已知的网络节点以及网络结构等信息,来预测网络中两个节点之间未来产生链接的可能性^[9,10].链接预测可应用于任何可以将实体及其间关系抽象成网络形式的系统中.

在 UWSNs 中,把移动节点和锚定节点之间的链接映射为网络拓扑结构,从而可以利用历史链接信息来预测任意节点之间未来链接出现的可能性,分析出节点相遇规律,最终为消息转发的下一跳节点选择提供有效参考.这种方法可以获得较好的消息投递率和消息转发时延,并使消息在网络中产生较少的冗余副本.

本文提出一种基于链接预测的水下无线传感器网络消息转发算法(message dissemination algorithm based on link prediction, MDALP).在水下环境中部署了移动节点和锚定节点(边缘计算节点)之后,分别为移动节点和锚定节点制定不同的链接相似度计算方法,并将链接预测结果告知临近持有消息的节点,以此作为消息转发依据.

本文第 1 节概述一些现有的 UWSNs、机会转发和链接预测相关的研究工作.第 2 节给出 UWSNs 及消息转发问题的建模描述.第 3 节引入时空共同邻居相似性指标,并介绍一种基于链接预测的水下无线传感器网络消息转发算法.第 4 节对算法的合理性、复杂度进行理论分析.第 5 节对算法进行仿真实验,并与同类算法进行对比分析.最后,第 6 节总结本文.

1 相关工作

1.1 机会网络中消息的转发

机会网络中的节点利用“存储-转发”的方式实现网络间端到端的通信.针对机会网络中间歇式链接、消息时效性敏感等特点,目前已提出了诸如传染转发(epidemic forwarding, EF)^[11]、Binary Spray and Wait^[12]、直接转发(direct forwarding, DF)^[13]等消息转发方法.但是这些算法都无法适应水下环境复杂、水声通信不规则以及水下无线传感器网络资源受限的特点,会造成消息的冗余过多或产生无法容忍的传输延迟.EF 采取相遇即转发的方式,通过间歇式多跳路由将消息转发到目的地,能达到较高的消息投递率和较低的转发延迟,但是 EF 算法会产生大量的消息副本,造成网络资源的浪费.DF 算法的转发策略是持有消息节点遇到目标节点才进行转发,导致消息投递率非常低,通常无法满足网络的通信需求.针对网络中有限的频谱和设备资源等问题,文献[14]认为,机会路由算法必须是可扩展、分布式以及轻量级的,利用了人类移动的空间局部性、空间规律性和活动异质性,设计了深度搜索和深度-广度搜索两种路由算法.文献[15]分析了机会网络中因为节点自私而不参与消息转发的情况,提出了一种激励方案,期望提高节点参与消息转发的积极性.实验结果表明:与不提供激励机制的概率路由协议相比,该方案的数据投递率增幅高达 75.8%.类似地,文献[16]针对节点自私性导致网络路由性能降低的问题,提出了一种基于联盟博弈论的方法,通过设置激励机制来激励自私节点参与消息转发.Dhurandher 等人提出了一种基于相遇和距离的路由协议(encounter and distance based routing, EDR)^[17],节点间利用前向参数来对下一跳转发节点进行选择,该参数考虑了网络中邻居节点与目标节点相遇的次数及距离.Xiao 等人分析了移动节点的社交特性,提出了一种分布式最优社区感知机会路由(community-aware opportunistic routing)算法^[18],该算法定义了一种家庭感知的社区模型(home-aware community model),并将网络映射为由家庭社区为单位的网络结构,再通过反向迪杰斯特拉算法来计算节点的最小传递时延期望值.

上述研究都重点关注了消息投递率指标,期望尽可能地提高消息投递率,但是未对节点移动趋势及节点链接进行分析,并且大部分工作都未考虑到网络中冗余消息的产生情况,而过多的冗余消息会占用网络资源、缩短网络的整体生命期.

1.2 链接预测方法

链接预测方法既包含了对未知链接的预测,也包含了对未来链接变化趋势的预测.近年来,链接预测方法的研究与网络结构演化紧密联系起来,可以帮助认识复杂网络结构的演化机制.

Sarukkai 等人应用马尔可夫链模型进行了链接预测和路径分析的研究^[19],随后,Zhu 将基于马尔可夫链的预测方法扩展到自适应性网站的预测中^[20].文献[21]利用网络的拓扑结构信息以及节点的属性,建立了一个局部条件概率模型进行链接预测.针对异构网络的链接预测问题,Dong 等人提出了一种用于预测社交网络中

链接排名的因子图模型^[22], 将因子图模型与网络结构信息相结合, 用于预测社交网络中的链接情况. 文献[23]利用 Jaccard 系数、公共邻居和 Adamic-Adar 这 3 个链接预测指标, 基于 MinHash 和顶点偏置采样技术, 设计出高效的图形草图(graph sketches), 解决了图流中的流链路预测问题.

以上工作主要是利用链接预测方法对网络拓扑结构进行了研究和预测分析, 在 UWSNs 中尚未见较多应用. 对于 UWSNs 通过间歇式链接来组成消息传输路径而言, 在不同时刻产生的不同链接, 需要研究它们在时空双重维度上的关联性, 这种关联性对消息的多跳转发非常重要.

1.3 水下无线传感器网络消息转发

Jin 等人提出了一种基于 Q-learning 的延迟感知路由算法(Q-learning based delay-aware routing)^[24], 通过应用 Q-learning 技术, 可以确定最佳下一跳节点, 并通过均匀地分配剩余能量来延长网络寿命和实现较低的端到端延迟. 文献[25]提出了一种利用协作路由和节点移动性来提高网络可靠性和传输效率的消息转发协议. 在基于节能链的路由协议中, Rani 等人通过计算传感器节点的置信度来选择最佳中继节点, 增强了通信可靠性, 降低了通信成本^[26]. 在文献[27]中, 所提出的路由协议通过利用链路质量信息(成功传输到邻居节点的历史记录、剩余能量和缓冲区空间)来选择下一跳中继节点, 以此提高了消息投递率, 并减小了消息转发能耗. 文献[28]中提出的算法可以根据到目标节点的距离及其剩余能量来选择中继节点, 确定一个转发节点集合, 从而减少了不必要的消息广播或传输.

上述文献都只是对网络中能量消耗以及传输延迟进行了研究分析, 没有考虑到为了减少能量消耗所做的工作可能会降低网络中消息的投递率的情况. 同时, 以上文献都没有结合水下无线传感器网络的移动模型这一特定的场景进行分析.

1.4 本文研究目的

针对上述工作中出现的问题或不适用性, 本文利用链接预测方法探索节点间链接在时空双重维度上的关联性, 通过对水下无线传感器节点的分布特性进行分析, 引入了游牧群体移动模型. 同时, 针对 UWSNs 中移动节点和锚定节点两种类型节点, 分别设计了不同的链接相似度计算方法. 持有消息节点可以根据链接预测结果选择合适的下一跳转发节点, 在转发副本数限定的情况下, 提高了消息投递率, 降低了消息转发时延.

2 问题描述

2.1 节点与时隙划分

假设在三维水域环境 D 中($D \in R^3$)均匀分布着 n 个移动节点 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 和 m 个锚定节点(边缘计算节点) $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ 移动节点和边缘计算节点共同组成一个 UWSN, 具体描述如下.

- (a) 移动节点. 假定移动节点的移动规律服从游牧群体移动模型. 如图 2 所示: 首先为每个游牧群体设定中心移动节点, 移动节点归属于某个中心节点, 并在其周边特定范围内移动, 被称为附属移动节点. 游牧群体中的附属移动节点围绕中心移动节点在特定范围内移动, 整个游牧群体随着中心移动节点的移动而发生位移. 每个移动节点可以记录与它相关的历史链接并进行链接预测;
- (b) 锚定节点. 锚定节点由一根绳索固定在水底, 锚定节点沿着绳索牵引方向在一定范围内做偏移运动. 如图 3 所示: 在水下外力很小的情况下, 锚定节点 s_j 位于静止位置 (x_j^0, y_j^0, h_j) , 当锚定节点受到水流冲击(外力作用)时, 锚定节点 s_j 会以静止位置为标准偏移一个角度(假设最大角度为 α_j^i), 即, 在第 i 个绝对时隙锚定节点 s_j 的实时位置记为 (x_j^i, y_j^i, h_j) ^[29]. 每个锚定节点(边缘计算节点)记录(当前和曾经)与其相遇的节点之间的历史链接, 并根据这些历史链接计算未来链接出现的可能性. 边缘计算节点需要向周围所有节点广播计算所得链接预测结果, 周围移动节点可以根据边缘计算节点的预测结果选择合理的转发节点. 此外, 边缘计算节点也可以作为消息转发节点.

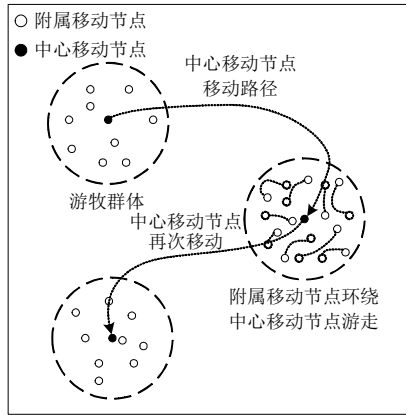


图 2 游牧群体移动示意图

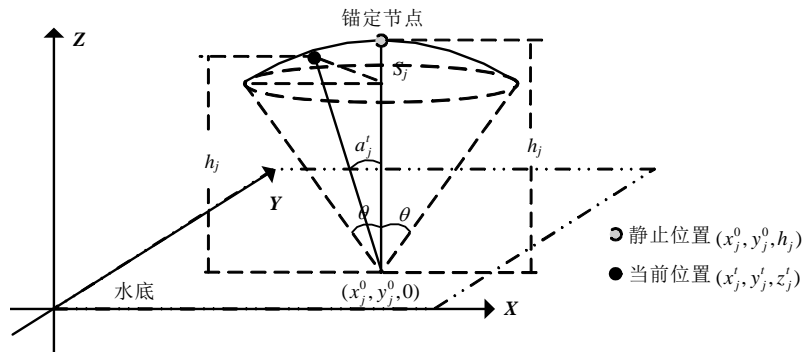


图 3 锚定节点偏移示意图

为了便于问题的分析和描述, 时间被划分为若干个时隙, 其中, $t(t=1,2,3,\dots)$ 被称作绝对时隙, τ 被称作相对时隙(按照消息产生时间来计数), 如图 4 所示.

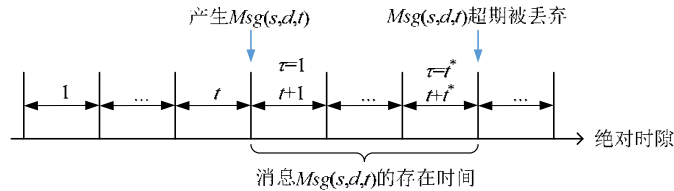


图 4 时隙划分

为了确保消息的时效性, 每个消息的转发都限定在 t^* 个时隙内, 即: 每个消息产生后, 必须在 t^* 个时隙内转发到目标节点; 否则, 这个消息及其副本将会被丢弃. 在每个时隙中, 持有消息的节点将每个待转发的消息转发给 κ 个邻居节点.

在每个时隙中, 移动节点和边缘计算节点会以概率 ρ 采集兴趣数据并生成一个新的数据消息. 其中, 消息被记作 $Msg(s,d,t)$ 的形式, s 是指产生消息的节点即源节点, d 是指消息要送达的目标节点, t 是指消息产生的绝对时隙.

移动节点的通信半径为 R_n , 边缘计算节点的通信半径为 R_m . 由于边缘计算节点的通信能力远高于移动节点, 所以通常有 $R_m > R_n$. 受到锚绳的牵制, 边缘计算节点位置被认为是固定的, 而移动节点的位置始终在动态变化, 并且边缘计算节点计算能力远高于移动节点, 因此, 我们将为移动节点和边缘计算节点制定不同的链接相似度计算方法.

2.2 节点间链接

对于移动节点, 节点 v_i 与 v_j 在第 t 个时隙的欧几里德距离用 $d(i,j)^{(t)}$ 表示. 由于水声信道的不规则性^[30], 节点 v_i 与 v_j 通信的概率记作 $p(i,j)^{(t)}$, 计算如下:

$$p(i,j)^{(t)} = \begin{cases} 0, & \text{if } d(i,j)^{(t)} > R_n, \forall v_i, v_j \in V \\ c_1 \cdot \Omega(j)^{-\zeta} \cdot d(i,j)^{(t)-\eta}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, c_1 是一个常量; $\Omega(j)$ 表示信号不规则性, 该信号不规则性是由于水下环境、发射天线方向、电池电量等原因导致的^[31].

特别地, 对于边缘计算节点, 通常预先部署时会考虑水域环境状况, 将其部署于周边通信环境良好的位置. 因此, 当移动节点和边缘计算节点处于通信范围内时, 移动节点与边缘计算节点能够始终保持通信, 即:

$$p(i,k)^{(t)} = \begin{cases} 0, & \text{if } d(i,k)^{(t)} > R_n, \forall v_i \in V, s_k \in S \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

此外, 使用 $G_t(V,S,E_t)$ 来表示第 t 时隙的拓扑结构, 其中, E_t 表示在第 t 时隙的链接集合. 节点 v_i 在第 t 时隙的出度邻居集记作 $N_{out}(i)^{(t)}$, 入度邻居集记作 $N_{in}(i)^{(t)}$, 出度邻居数和入度邻居数分别用 $Q_{out}(i)^{(t)}$ 和 $Q_{in}(i)^{(t)}$ 表示. 例如: 如图 5 所示, 节点 v_i 的当前入度邻居集 $N_{in}(i)^{(t)} = \{v_2, v_3, v_4\}$, 出度邻居集 $N_{out}(i)^{(t)} = \{v_1\}$, 入度邻居节点数 $Q_{in}(i)^{(t)} = 3$, 出度邻居节点数 $Q_{out}(i)^{(t)} = 1$.

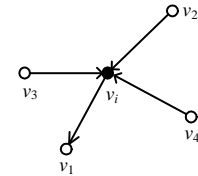


图 5 出度和入度计算示例

3 基于链接预测的 UWSNs 消息转发算法

3.1 链接预测方法

在第 t 时隙, 可以获取当前时隙以及第 t 时隙之前的网络拓扑结构, 即 $G_1(V,S,E_1), G_2(V,S,E_2), \dots, G_t(V,S,E_t)$, 利用它们对第 $(t+1)$ 时隙的网络拓扑结构进行链接预测.

本文采用并改造基于共同邻居相似性指标来对未来链接进行计算. 传统的共同邻居指标只考虑相同时刻节点的共同邻居情况, 而未考虑在不同时隙节点之间共同邻居可以实现消息转发的传递性, 故此, 我们引入了一种具有时序属性的时空共同邻居相似性指标. 如图 6 所示.

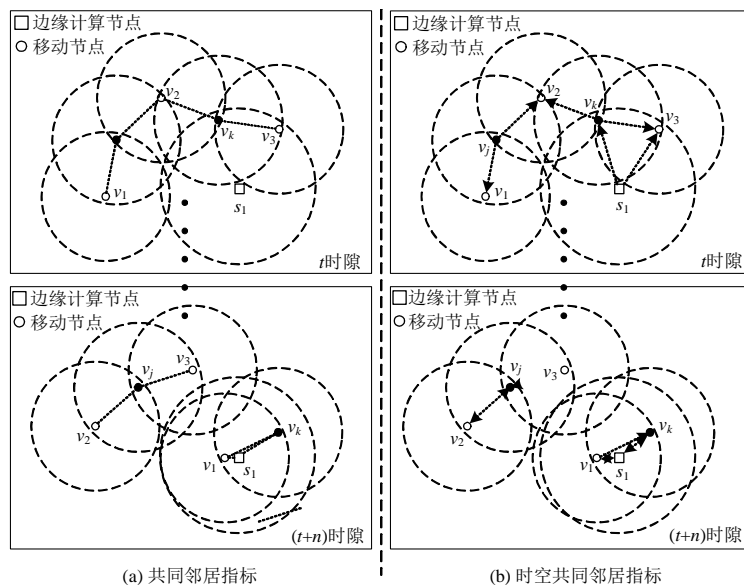


图 6 共同邻居指标 vs. 时空共同邻居指标

按照传统共同邻居指标, 节点 v_j 与 v_k 在当前时隙的共同邻居为 v_2 . 而按照时空共同邻居相似性指标, 可根据时间先后性考虑不同时隙下两个节点下的共同邻居, 即: 在第 t 时隙时节点 v_1 是节点 v_j 的出度节点, 在第 $t+n$ 时隙时节点 v_k 是节点 v_1 的出度节点, 则 v_1 可以在第 t 时隙和第 $t+n$ 时隙实现消息从 v_j 到 v_k 的传递, 因此, 可以将节点 v_1 记作节点 v_j 与节点 v_k 的时空共同邻居.

移动节点和边缘计算节点的链接预测结果都存储在一个邻接矩阵 $A^{(t+1)}$ 中(矩阵维度 $N=n+m$), 该邻接矩阵表示如下:

$$A^{(t+1)} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & a_{1n}^{(t+1)} & a_{1(n+1)}^{(t+1)} & \cdots & a_{1N}^{(t+1)} \\ \vdots & \ddots & a_{2n}^{(t+1)} & \vdots & \ddots & a_{(n+1)N}^{(t+1)} \\ a_{n1}^{(t+1)} & \cdots & 1 & a_{n(n+1)}^{(t+1)} & \cdots & a_{(n+1)N}^{(t+1)} \\ a_{(n+1)1}^{(t+1)} & \cdots & a_{(n+1)n}^{(t+1)} & 1 & \cdots & a_{(n+2)N}^{(t+1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1}^{(t+1)} & \cdots & a_{Nn}^{(t+1)} & a_{N(n+1)}^{(t+1)} & \cdots & 1 \end{bmatrix},$$

其中, 矩阵元素 $a_{ij}^{(t+1)}$ 表示第 $t+1$ 时隙节点 v_i 到节点 v_j 产生链接的可能性. $a_{ij}^{(t+1)}$ 由公式(3)计算得到:

$$a_{ij}^{(t+1)} = \sum_{t_i=1}^t \sum_{t_j>t_i}^t w^{(t_i,t_j)} \cdot S_{ij}^{(t_i,t_j)} \quad (3)$$

公式(3)表示从第 1 个绝对时隙开始到第 t 个绝对时隙结束, 节点 v_i 和节点 v_j 的历史时空相似度总和. $S_{ij}^{(t_i,t_j)}$ 表示节点 v_i 和节点 v_j 的时空相似度. $w^{(t_i,t_j)}$ 表示时隙 t_i 和时隙 t_j 对余弦相似度影响权重, 具体计算为

$$w^{(t_i,t_j)} = \frac{(t_i \cdot t_j)^\alpha}{(|t_j - t_i| + 1)^\beta} \quad (4)$$

$$\sum_{t_i=1}^t \sum_{t_j>t_i}^t \left[\frac{(t_i \cdot t_j)^\alpha}{(|t_j - t_i| + 1)^\beta} \right]$$

公式(4)反映了当 t_i 和 t_j 差值越小, $w^{(t_i,t_j)}$ 的值会越大, 这意味着较新网络连接结构对链接预测的作用越大, 并且较短时间间隔的共同邻居对链接预测更有价值, 因为短期间隔内的消息传递更容易实现.

鉴于边缘计算节点和移动节点计算能力的差异, 边缘计算节点和移动节点采用不同的计算方法.

(a) 边缘计算节点的共同邻居指标

对于边缘计算节点, 因为其计算能力较强, 且固定地部署于通信环境良好的区域, 可以使其承担较重的计算负荷. 基于计算量较大的共同邻居 Salton 指标(余弦相似性), 我们引入了时空 Salton 指标, 用于边缘计算节点的链接预测计算. $S_{ij}^{(t_i,t_j)}$ 表示边缘计算节点 s_i 在第 t_i 时隙和移动节点 v_j 在第 t_j 时隙的时空余弦相似性, $S_{ij}^{(t_i,t_j)}$ 由公式(5)计算得到:

$$S_{ij}^{(t_i,t_j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } t_i = t_j \text{ and } (i, j)^{(t_i)} \text{ exists} \\ \varpi_i^{(t_i,t_j)} \cdot \frac{|N_{out}(i)^{(t_i)} \cap N_{in}(j)^{(t_j)}|}{\sqrt{Q_{out}(i)^{(t_i)} \cdot Q_{in}(j)^{(t_j)}}}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $|\cdot|$ 表示集合的基数; $\varpi_i^{(t_i,t_j)}$ 表示边缘计算节点 s_i (在第 t_i 时隙) 和移动节点 v_j (在第 t_j 时隙) 的共同邻居所属群体个数占总群体数的比例, 邻居节点所属群体个数越多, 表明消息能送达的范围越广. $\varpi_i^{(t_i,t_j)}$ 按照公式(6)计算:

$$\varpi_i^{(t_i,t_j)} = \frac{|D_r|}{g_i^{t_i} + g_j^{t_j}}, r \in N_{out}(i)^{(t_i)} \cap N_{in}(j)^{(t_j)} \quad (6)$$

其中, $g_i^{t_i}$ 和 $g_j^{t_j}$ 分别表示边缘计算节点 s_i (在第 t_i 时隙) 的出度邻居所属群体总数和移动节点 v_j (在第 t_j 时隙) 的入度邻居所属群体总数, D_r 表示边缘计算节点 s_i (在第 t_i 时隙) 和移动节点 v_j (在第 t_j 时隙) 的共同邻居节点 v_r 所属游牧群体的集合.

(b) 移动节点的共同邻居指标

对于移动节点而言, 由于其计算能力较弱以及存储容量有限, 应尽可能减小其计算量. 在传统的共同邻居 Jaccard 指标基础上, 我们引入了时空 Jaccard 指标, 用于移动节点的链接预测计算. 类似地, $S_{ij}^{(t_i, t_j)}$ 表示移动节点 v_i 在第 t_i 时隙和移动节点 v_j 在第 t_j 时隙的时空 Jaccard 相似度, $S_{ij}^{(t_i, t_j)}$ 计算为

$$S_{ij}^{(t_i, t_j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } t_i = t_j \text{ and } (i, j)^{(t_i)} \in G_{t_i}(V, S, E_{t_i}) \\ \frac{|N_{out}(i)^{(t_i)} \cap N_{in}(j)^{(t_j)}|}{|N_{out}(i)^{(t_i)} \cup N_{in}(j)^{(t_j)}|}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

(c) 链接预测偏差评价

为了评价不同节点的链接预测偏差, 每个节点除了计算第 $t+1$ 时隙的邻接矩阵 $A^{(t+1)}$ 之外, 还需要对自身历史预测偏差进行评估. 每个节点先转发自身的历史链接记录给邻居节点, 同时在该节点收到邻居节点的历史链接记录之后, 将邻居节点的历史链接记录与自身历史预测结果进行对比, 计算出自身的历史预测偏差. 在接收当前链接预测结果时, 每个节点比较所有邻居节点的历史预测偏差, 选择历史预测偏差最小的节点所得的链接预测结果, 以此作为下一跳节点的选择依据. 具体地, 每个节点 v_i 在第 t 时隙的预测偏差 P_i^t 表示为

$$P_i^t = \frac{\sum_{j \in N_{in}(i)^t} \sum_{t_i=0}^t \mu^{(t_i)} \cdot \frac{T_j^{(t_i)}}{(N-1)}}{Q_{in}(i)^{(t)}} \quad (8)$$

其中, $\mu^{(t_i)}$ 表示每个时隙预测偏差的权重. $\mu^{(t_i)}$ 通过公式(9)计算获得:

$$\mu^{(t_i)} = \frac{1}{e^{(t-t_i+1)}} \quad (9)$$

此外, 使用 $T_j^{(t_i)}$ 表示在移动节点 v_i (或边缘计算节点 s_i) 的预测结果中, 邻居节点 v_j 在第 t_i 时隙被预测的链接情况之间与实际链接情况之间的偏差:

$$T_j^{(t_i)} = \frac{\sum_{k=0}^n \omega_k^{t_i} + \sum_{k=0}^n \psi_k^{t_i}}{2C_{n+m}^2} \quad (10)$$

其中, $\omega_k^{t_i}$ 和 $\psi_k^{t_i}$ 分别表示节点 v_k 相对于节点 v_j 在 t_i 时隙的出度预测偏差和入度预测偏差. 该计算过程的伪代码如算法 1 所示.

算法 1. 预测偏差计算.

BEGIN

FOR each node **do**

IF node $v_k \in \Gamma_{in}(j)^{(t_i)}$ **do**

$$\omega_k = a_{kj}^{(t_i)} - 1$$

ELSE

$$\omega_k = a_{kj}^{(t_i)}$$

END IF

IF node $v_k \in \Gamma_{out}(j)^{(t_i)}$ **do**

$$\psi_k = a_{jk}^{(t_i)} - 1$$

ELSE

$$\psi_k = a_{jk}^{(t_i)}$$

END IF

END FOR

END

(d) 链接预测结果使用

在计算邻接矩阵时, 因为每个移动节点和边缘计算节点的历史相遇节点不同, 所以每个节点的链接预测结果会有差异. 因此, 当某个移动节点接收到多个链接预测结果时, 需要按照以下 3 种情形进行讨论.

情形 1. 移动节点周围只有其他移动节点.

当移动节点周围只有其他移动节点时, 只需考虑周围移动节点的预测偏差, 选择预测偏差最小的邻接矩阵作为下一跳节点选择的依据, 该过程如图 7 所示.

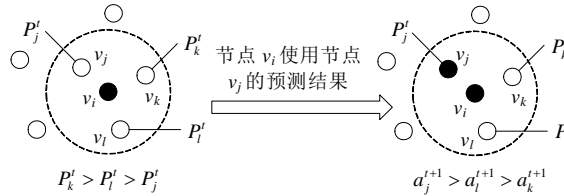


图 7 移动节点周围只有移动节点

情形 2. 移动节点周围存在其他移动节点和 1 个边缘计算节点.

当某个移动节点周围存在 1 个边缘计算节点时, 由于边缘计算节点的历史链接记录多、预测偏差小, 所以在对下一跳节点的选择上, 优先使用边缘计算节点的链接预测结果, 该过程如图 8 所示.

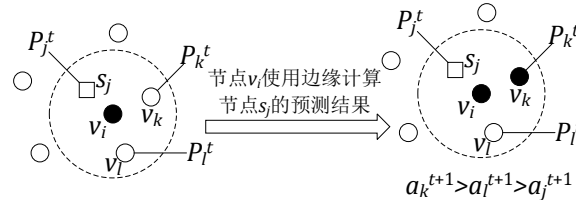


图 8 移动节点周围有 1 个边缘计算节点

情形 3. 移动节点周围存在其他移动节点和多个边缘计算节点.

当移动节点周围有多个边缘计算节点时, 移动节点根据每个边缘计算节点的预测偏差, 选择最优的边缘计算节点的链接预测结果作为下一跳节点选择依据, 该情形如图 9 所示.

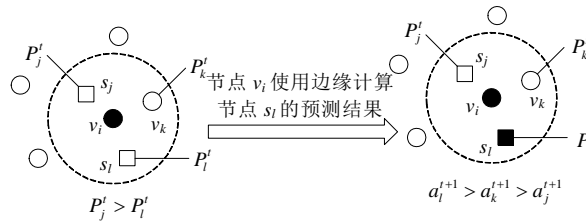


图 9 移动节点周围有多个边缘计算节点

每个移动节点根据上述 3 种情形选择合适的下一跳节点进行消息转发.

3.2 基于链接预测的消息转发算法

基于链接预测的消息转发算法(message dissemination algorithm based on link prediction, MDALP)中, 每个节点不断更新自身以及历史邻居节点的历史链接记录, 并利用这些记录对未来链接进行预测, 同时使用邻居节点的历史链接信息对自身预测偏差进行评估, 从而根据链接预测结果和预测偏差选择最优的下一跳转发节

点, 并对持有消息进行转发. MDALP 的主要步骤包括确认邻居节点、更新链接记录、链接预测及预测偏差计算、交换邻接矩阵及偏差、选择下一跳节点、发送转发请求和消息转发. 首先设置了 t_s 个时隙的启动阶段, 在该启动阶段中, 节点只是确认周围邻居节点的情况, 收集移动过程中与其相遇的节点信息, 用以每个节点首次计算邻接矩阵. MDALP 的具体步骤如下.

步骤 1: 确认邻居节点. 假设当前为第 t 个绝对时隙, 在一个随机退避时间 $random(0, t_b)$ 之后 (t_b 表示最大退避时间), 每个节点向周边节点发送请求报文. 当节点 v_i 收到邻居节点 v_j 的请求报文后, 节点 v_j 被节点 v_i 记录为入度节点, 并发送一个应答报文给节点 v_j . 若节点 v_j 收到确认报文, 则节点 v_j 将节点 v_i 记录为出度节点.

步骤 2: 更新链接记录. 在确认当前邻居之后, 邻居节点之间交互各自的历史链接记录, 每个节点根据邻居节点链接记录更新自己的链接记录.

步骤 3: 链接预测及预测偏差计算. 在链接记录更新完毕后, 节点根据自身类型(移动节点或边缘计算节点)分别计算时空 Salton 值或时空 Jaccard 值, 并形成当前邻接矩阵, 该邻接矩阵表示链接预测结果. 之后, 根据公式(8)计算其预测偏差.

步骤 4: 交换邻接矩阵及历史预测偏差. 节点向当前出度节点发送自己的邻接矩阵以及预测偏差.

步骤 5: 选择下一跳节点. 各个消息持有节点根据自身以及邻居节点计算所得邻接矩阵及预测偏差(上节所述 3 种情形)确定最优的 κ 个下一跳节点.

步骤 6: 消息转发请求. 持有消息的节点向确定的 κ 个下一跳节点发送消息转发请求.

步骤 7: 消息转发. 消息持有节点将消息发送给已建立通信链接的下一跳节点.

对于每个数据消息, 以上转发过程将最多持续 t^* 个时隙, 当消息提前被转发至目标节点, 或者存在时长已超过 t^* 个时隙时, 该消息的所有副本将会被其持有节点丢弃.

需要注意的是: MDALP 是一种完全分布式的算法, 并不需要网络的全局. 对于每个节点而言, 用来计算邻接矩阵的信息都是在移动过程中与其他相遇节点交互得到的, 所以在同一时刻, 不同节点所计算得到的邻接矩阵可能是不同的. 这种分布式计算方式可以极大地降低算法复杂度, 提高预测结果的实时性.

4 算法分析

4.1 可行性分析

根据移动节点载体(鱼群或人工仿生鱼)的聚群、觅食等行为^[32,33], 约定移动节点的移动规律符合游牧群体移动模型. 每个游牧群体内的附属移动节点都始终围绕一个中心移动点进行移动, 这个中心移动节点决定了整个群体的移动趋势, 中心移动节点根据鱼群或人工仿生鱼的移动规律进行移动^[34]. 根据游牧群体的移动规律, 每个时刻移动节点的移动轨迹可以定义为多元函数($f_1(w, h, l)^t, f_2(w, h, l)^t, \dots, f_n(w, h, l)^t$)的形式, 表示为

$$f_a(w, h, l)^t = [\varphi_1(w_a^t) + \varphi_2(h_a^t) + \varphi_3(l_a^t)] \cdot \chi + \xi,$$

其中, (w_a^t, h_a^t, l_a^t) 分别为第 t 时隙移动节点的三维空间坐标; $\varphi_1(w_a^t)$ 、 $\varphi_2(h_a^t)$ 、 $\varphi_3(l_a^t)$ 分别表示移动节点的三维坐标函数, 该函数反映横坐标、纵坐标、竖坐标随时间变化的规律; χ 、 ξ 表示节点因载体(鱼群)类别不同的运动轨迹偏移参数.

(a) 群体内节点相遇分析

首先分析单个的游牧群体情况, 如图 10 所示: 假设一个游牧群体中包含 q 个附属移动节点和 1 个中心移动节点, 附属移动节点随机分布在中心节点周围.

R_g 表示游牧群体半径. 首先, 根据水声信道不规则性可得, 处于通信距离内的节点之间的通信概率为

$$p(v_i, v_j)^{(t)} = c_1 \cdot \Omega(v_j)^{(-\zeta)} \cdot d(v_i, v_j)^{(t(-\eta))} \quad (11)$$

因此, 群体中的平均入度和平均出度表示为

$$\begin{cases} \langle k_{out} \rangle = \frac{1}{q+1} \sum_{i=1}^{q+1} k_{out}^i \\ \langle k_{in} \rangle = \frac{1}{q+1} \sum_{i=1}^{q+1} k_{in}^i \end{cases} \quad (12)$$

其中, k_{in}^i 和 k_{out}^i 分别表示群组中节点 v_i 的入度值和出度值. 此外, 同一个游牧群体内的移动节点是围绕群体中心进行移动的, 所以同一个群体中节点之间的位置关系比较稳定, 且形成连接的可能性很大. 假设同一群体网络中的度分布服从泊松分布^[35], 即出度分布和入度分布分别服从:

$$\begin{cases} P(x = k_{out}) = \frac{\lambda^{k_{out}}}{k_{out}!} \cdot e^{-\lambda} \\ P(x = k_{in}) = \frac{\lambda^{k_{in}}}{k_{in}!} \cdot e^{-\lambda} \end{cases} \quad (13)$$

根据公式(13)可以得到同一游牧群体内节点出度值和节点入度值的数学期望 $E(k_{out})$ 和 $E(k_{in})$, 分别表示为

$$\begin{cases} E(k_{out}) = \sum_{k_{out}=0}^q k_{out} \cdot P(k_{out}) \\ E(k_{in}) = \sum_{k_{in}=0}^q k_{in} \cdot P(k_{in}) \end{cases} \quad (14)$$

根据移动节点的相似度公式, 节点之间的相似度与节点历史出入度有关, 而节点历史出入度服从泊松分布, 所以同一个群体中大多数节点的出度值和入度值分别近似为网络平均出度 $\langle k_{out} \rangle$ 和平均入度 $\langle k_{in} \rangle$.

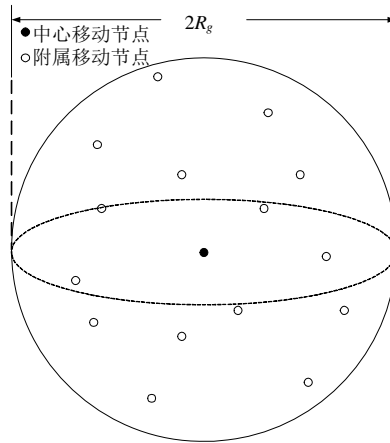


图 10 同游牧群体内节点相遇

(b) 群体间节点相遇分析

假设两个移动团体 Y_1 和 Y_2 处于一个逐渐趋近又远离的过程($a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d$), 这两个运动群体满足自身的运动曲线函数. 从 $a \rightarrow b \rightarrow c$ 的过程中可以看到: 当两个群体逐渐逼近, 两个群体内部的节点因为距离上逐渐接近而会形成更多通信链接, 两个群体间节点也会拥有更多的共同邻居; 而在 $c \rightarrow d$ 的过程中, 两个群体之间趋于远离, 群体之间的共同邻居节点也因此逐渐减少.

首先分析群体 Y_1 中节点 v_i 和群体 Y_2 中节点 v_j 的 Jaccard 相似性. 当两个群体处于 $a \rightarrow b \rightarrow c$ 的过程中时, 两个群体逐渐接近, 节点 v_i 和节点 v_j 会因为所属群体的接近而逐渐拥有更多共同邻居, 则根据公式(6)时空 Jaccard 相似性指标公式可计算得到:

$$S_{ij}^{(t_i, t_j)} = \frac{|N_{out}(i)^{(t_i)} \cap N_{in}(j)^{(t_j)}|}{|N_{out}(i)^{(t_i)} \cup N_{in}(j)^{(t_j)}|} \quad (15)$$

因此, 影响节点 v_i 和节点 v_j 之间相似性的主要因素是节点 v_i 的出度节点与节点 v_j 的入度节点的交集. 在 $a \rightarrow b \rightarrow c$ 的过程中, 群体 Y_1 和群体 Y_2 是处于一个相互趋近的过程, 两个群体中节点的距离也逐渐接近, 于是, 节点 v_i 与节点 v_j 的共同出入度邻居数也在增加. 对于相似性公式的分子部分, 因为两个群体逐渐产生交叠, 所以节点 v_i 和节点 v_j 的时空共同邻居个数开始增加, 即, 节点 v_i (在第 t_i 时隙) 的出度邻居集与节点 v_j (在第 t_j 时隙) 的入度邻居集的交集期望 $E(|N_{out}(i)^{(t_i)} \cap N_{in}(j)^{(t_j)}|)$ 将逐渐增大. 而对于分母部分, 可以得到:

$$\begin{aligned} E(|N_{out}(i)^{(t_i)} \cap N_{in}(j)^{(t_j)}|) &= E(Q_{out}(i)^{(t_i)}) + E(Q_{in}(j)^{(t_j)}) \\ &= \sum_{k_{out}=0}^{n+m} k_{out} \cdot P(k_{out}) + \sum_{k_{in}=0}^{n+m} k_{in} \cdot P(k_{in}) \\ &= \sum_{k_{out}=0}^{n+m} \frac{\lambda^{k_{out}}}{(k_{out}-1)!} \cdot e^{-\lambda} + \sum_{k_{in}=0}^{n+m} \frac{\lambda^{k_{in}}}{(k_{in}-1)!} \cdot e^{-\lambda} \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $E(|N_{out}(i)^{(t_i)} \cap N_{in}(j)^{(t_j)}|)$ 增加而 $E(|N_{out}(i)^{(t_i)} \cup N_{in}(j)^{(t_j)}|)$ 近似不变. 于是, $S_{ij}^{(t_i, t_j)}$ 逐渐增大. 同时, 当两个游牧群体逐渐接近时, 节点 v_i 与节点 v_j 相遇的概率逐渐增加. 所以, 该公式准确地反映了网络变化情况.

(c) 消息投递率与时延分析

当边缘计算节点均匀分布在水下环境中时, 边缘计算节点位置被认为是固定的. 因此, 移动节点在每个时隙遇到锚定节点个数的期望为

$$m_c = \frac{\frac{4}{3} \pi r_c^3}{|D|} \cdot m \quad (17)$$

移动节点的相遇节点数记作 n_c , n_c 表示为

$$n_c = \min\{E(k_{out}) \cdot E(p), E(k_{in}) \cdot E(p)\} + m_c \quad (18)$$

其中, $E(p)$ 表示当前群体水声通信概率的期望值. 在每个时隙, 某个节点遇到目标节点的概率是 $\frac{n_c}{n+m-1}$, 因此, 在限定时隙 t^* 内的消息投递率期望表示为

$$Dr = 1 - \left(1 - \frac{n_c}{n+m-1}\right)^{t^*} \quad (19)$$

此外, 时延期望(以时隙数为单位计算)表示为

$$Dl = \sum_{i=1}^{t^*} i \cdot \left(1 - \frac{n_c}{n+m-1}\right)^{i-1} \cdot \frac{n_c}{n+m-1} \quad (20)$$

根据公式(19)和公式(20), 消息投递率期望和时延期望应与限定时隙数、相遇节点数以及节点总数有关. 由于移动节点相遇的邻居节点数量 n_c 远小于网络中节点总数 $n+m-1$, 所以有 $0 < \frac{n_c}{n+m-1} \ll 1$. 当节点总数增大时, n_c 的增幅不大, 使得 $\frac{n_c}{n+m-1}$ 的值减小, 从而导致消息投递率降低; 而对于转发时延, $\left(1 - \frac{n_c}{n+m-1}\right)^{i-1} \cdot \frac{n_c}{n+m-1}$ 的变化不会对消息转发时延产生较大的影响. 因此, 如果考虑主要通过源节点与目标节点相遇转发来实现消息投递, 消息投递率会随着节点数量的增加而减少, 消息转发时延不会受到太大的影响; 而当限定时隙数增大时, 消息投递率和消息转发时延会随之增大.

4.2 复杂度分析

MDALP 中, 消息转发主要在步骤 1、步骤 2、步骤 4、步骤 6 和步骤 7.

- 在步骤 1 中, 每个节点广播一个请求报文与其他节点建立连接, 收到请求报文的节点回复一个确认报文. 由于邻居节点数量通常远小于 $n+m$, 所以网络中广播的报文数量达到 $O(n+m)$;
- 在步骤 2 中, 已经确认邻居的节点交换各自的历史链接记录, 因为每个节点可以保留与其他所有节点

的相遇记录, 因此消息复杂度在最坏情况下可达到 $O((n+m)^2)$;

- 在步骤 4 中, 建立链接的节点之间交换邻接矩阵及历史预测偏差, 因此在该步骤中发送报文的数量最多为 $n+m$;
- 在步骤 6 中, 持有消息的节点向选定的下一跳节点发送转发请求, 下一跳节点收到请求信息之后也会回复一个确认报文. 在第 τ 个相对时隙, 持有消息的节点数量为 $(1+\kappa)^{\tau-1}$ 个, 因此, 最多有 $(1+\kappa)^{\tau-1}$ 个节点发送请求报文和回复报文, 而 κ 通常认为是远小于 $n+m$ 的, 所以该步骤的消息复杂度为 $O(n+m)$;
- 在步骤 7 中, 每个持有消息的节点将消息转发给 κ 个邻居节点, 因此转发的消息数量达到 $(1+\kappa)^{\tau-1} \cdot \kappa$, 消息复杂度也为 $O(n+m)$. 因此, MDALP 的消息复杂度为 $O((n+m)^2)$.

表 1 算法的复杂度

步骤	消息复杂度	时间复杂度
1	$O(n+m)$	$O(1)$
2	$O((n+m)^2)$	$O(n+m)$
3	0	$O((n+m)^2)$
4	$O(n+m)$	$O(1)$
5	0	$O(n+m)$
6	$O(n+m)$	$O(1)$
7	$O(n+m)$	$O(1)$

MDALP 的链接预测计算主要在步骤 3 中进行. 在步骤 3 中, 每个节点计算链接预测的邻接矩阵及历史预测偏差, 因此需要进行计算的节点数量为 $(n+m)^2 \cdot (1+\kappa)^{\tau-1} \cdot \kappa$. 表 1 中给出了算法中每个步骤对应的消息复杂度和时间复杂度, 其中, 符号 $O(1)$ 表示常数阶时间复杂度. 所以, MDALP 的时间复杂度为 $O((n+m)^2)$.

5 仿真实验

本节基于 C++ 语言实现了 MDALP 算法(包括了对水下通信不规则性、节点群组移动的实现), 通过改变算法参数, 观察了 MDALP 的性能变化, 并与 EF(epidemic forwarding)算法和 EDR(an encounter and distance based routing)算法、DF(direct forwarding)算法、TORA 算法^[36]进行了比较. 同时, 我们设置了 t_s 个时隙的启动阶段, 在启动阶段, 网络中节点只是确认周围邻居节点的情况, 形成初步的网络拓扑图, 更好地为后续消息传输提供可靠的依据. 主要仿真参数的设置见表 2.

表 2 主要仿真参数

参数	描述	值
n	移动节点个数	300, 400, 500, 600, 700, 800
m	锚定节点个数	48
$ D $	节点部署空间(m^3)	$400 \times 150 \times 100$
t^*	限定时隙数	10
T	仿真时间	20
R_n	移动节点通信半径(m)	10, 13, 16, 19, 22
R_m	锚定节点通信半径(m)	25
R_g	游牧群体半径(m)	15
ρ	每个时隙节点产生消息的概率	0.05
c_1	信号不规则公式系数	0.19
ζ	信号不规则公式指数	0.77
η	信号不规则公式指数	0.05
α	余弦相似性权重公式指数	0.1
β	余弦相似性权重公式指数	0.2
Ω_{\min}	最小信号不规则性	0.1
Ω_{\max}	最大信号不规则性	0.9
κ	每次转发副本数	2
m_v	节点最大移动距离(m)	6, 8, 10, 12, 14
L	Precision 指标测试边数	100
a'_j	锚定节点 s_j 在第 t 时隙偏移角度($^\circ$)	5
t_s	仿真启动时间	20
T_b	最大退避时间(s)	0.2
L_s	每个数据消息的大小(B)	2 000
B	水声信道容量(kbps)	$8^{[37]}$
S_{uw}	水中声速(m/s)	1 500
T_s	每个时隙长度(s)	10.1

5.1 AUC和Precision指标

AUC 和 Precision 是衡量链接预测精确度的常用指标, AUC 是从整体上衡量算法的精确度, 而 Precision 考虑排在前 L 位的链接是否预测准确. 从图 11 中可以看出: 随着移动节点数量的增加, AUC 和 Precision 变化相对较小, 始终维持在[0.85,0.90]区间内, 这表明本文所提出的链接预测结果较为稳定. 由于 AUC 是提取网络结构中所有已存在链接以及未存在链接进行计算, 当节点数量增加之后, 所形成的链接数量远远大于未形成的链接数量, 因此导致 AUC 随着节点数量的增加呈现略微下降的趋势. Precision 每次只提取预测结果最高的前 L 条链接进行计算, 因此, 若移动节点数量越多, 节点之间相遇的次数就越多, 链接预测结果也更加准确. 所以, Precision 结果随着移动节点数量的增加呈现逐步上升的趋势.

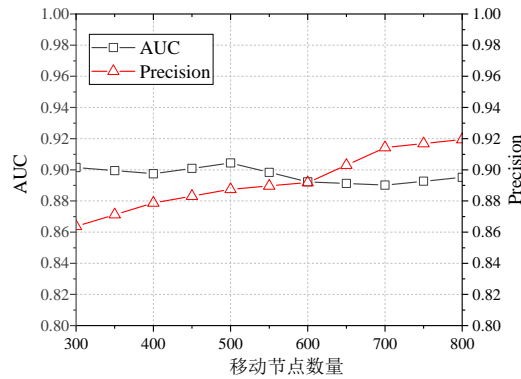


图 11 AUC 与 Precision

5.2 边缘计算节点数量对投递率的影响

本实验通过改变锚定节点(边缘计算节点)数量, 来观察锚定节点数量对 MDALP 消息投递率的影响. 实验结果如图 12 所示: 投递率反映了消息在限定时隙内送达至目标节点的比例, 投递率越高, 表明越多的消息及时被转发到目标节点. 从图 12 中可以看出: 在锚定节点数量设置为 12 时, 消息投递率相对于无锚定节点(锚定节点数为 0)时提升了 8%; 当锚定节点数增至 48 时, 消息投递率相对于无锚定节点时增加了 25%. 该实验结果表明: 由于锚定节点能够收集到较多的历史链接记录及其较强的计算能力能够改善链接预测结果, 从而当网络中存在较多的锚定节点时能够获得较好的投递率. 但需要注意的是: 通常, 锚定节点的成本远高于普通移动节点, 因此其部署数量会受到限制.

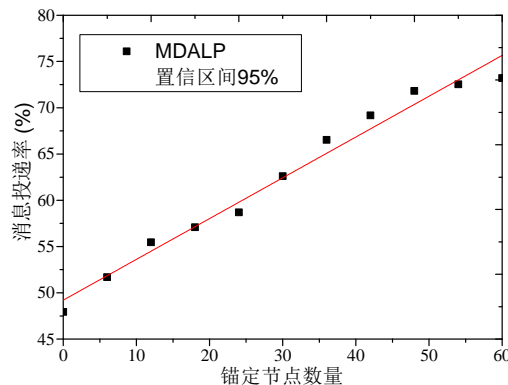


图 12 锚定节点数量对投递率的影响

5.3 移动节点数量的影响

本实验改变移动节点数量, 分析了不同移动节点数量下的消息投递率和消息转发时延情况. 移动节点数

量改变时消息投递率情况如图 13 所示,可以看出:EF 算法因为采用洪泛转发方式,消息投递率是最高的;MDALP 投递率低于 EF 算法,但明显优于 EDR、DF 和 TORA. 同样的环境中,移动节点数量越多,节点间形成链接的可能性就越大,从源节点到目标节点形成间歇式链路的可能性也会越大,所以随着移动节点数量的增加,EF、MDALP、EDR、TORA 算法的投递率都呈现一个上升的趋势.但是对于 DF 算法,因为持有消息的节点只有遇到目标节点才会转发消息,随着节点数量的增多,产生的消息数量也有所增加;但是遇到目标节点的概率不会发生变化,成功送达目标节点的消息数量不会有明显变化,从而导致消息投递率会随着移动节点数量的增加而逐渐降低.

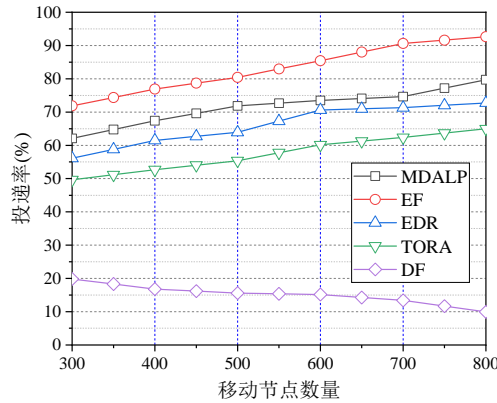


图 13 消息投递率比较

改变移动节点数量时,产生消息副本数的变化情况如图 14 所示.由图 14 中可以发现:虽然 EF 算法具有较高的投递率,但因其洪泛的特性,在消息转发的过程中会产生大量的消息副本,这对于绝大部分机会转发网络都是难以承受的.而 MDALP、EDR、DF、TORA 在转发消息时所转发的消息副本数是恒定的,所以产生的消息副本数远低于 EF 算法,这样可以大大减少消息传输过程中无谓的转发,降低了转发开销.对于 DF 算法,因为其遇到目标节点才会转发,所以消息副本数量等同于产生的消息数量.对于 TORA 算法,因其每次只有一个持有消息的节点向周围邻居节点转发消息,所以其消息副本数量约为消息转发的时隙数与网络中平均出度节点个数的乘积之和,所以消息副本数量会随节点数量呈现小斜率的线性增长.

消息转发时延是另一项重要指标,可以用来衡量消息传输的时效性.通常认为,时延较小的消息对于传感器网络监测和决策具有更高的参考价值.因此,本实验对比了消息转发时延情况,实验结果如图 15 所示.

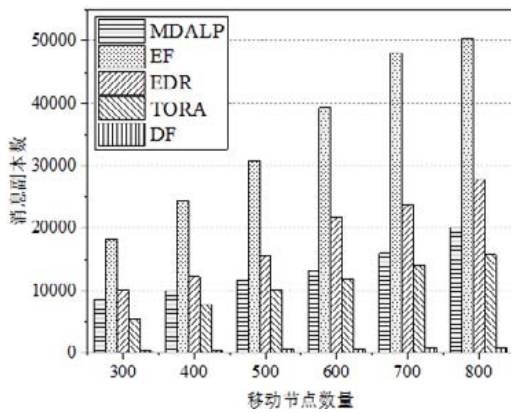


图 14 消息副本数比较

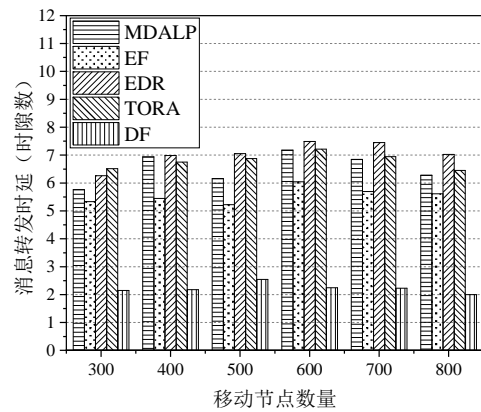


图 15 消息转发时延比较

从图 15 中可以看出,EF、MDALP、EDR、TORA 这 4 种算法的实际消息转发时延都在 5-8 个时隙范围

内。类似地, EF 时延是这 4 种算法中消息转发时延最低的算法, 这也取决于其泛洪转发方式; MDALP 算法的转发时延低于 EDR 算法和 TORA 算法, 这是因为 MDALP 利用链接预测方法较为准确地预测了未来链接的可能性, 并以其作为消息转发的依据; 而 DF 算法因其单次转发特性, 送达到目标节点的消息基本上都是同一群体或者距离较近的节点, 所以使其消息转发时延在 2-3 个时隙的范围内, 而实际上, 这是以大量消息无法成功送达作为代价的。

5.4 移动节点通信距离的影响

移动节点的通信距离决定了移动节点周围的邻居节点数量, 即移动节点的通信距离越大, 与其产生通信链接的节点数量相应也就越多。首先, 分别设置通信距离为 10 m、13 m、16 m、19 m 和 22 m, 得到的消息投递率结果如图 16 所示。图 16 表明: 随着移动节点通信距离的增加, 5 种算法都呈现一个上升的趋势。特别地, MDALP 算法在通信距离超过 16 m 之后, 投递率趋于平稳。这意味着: 当通信距离足够大之后, 对消息投递率的影响减小。这是因为, 当节点的邻居数量足够多时, 已经能够从中选出较优的下一跳节点, 此时对投递率结果进一步优化, 效果几乎可以忽略。

从图 17 中可以看出, EF、MDALP、EDR、TORA 这 4 种算法的消息转发时延都随移动节点通信距离的增加而表现出先增大后减小的趋势。结合移动节点通信距离对消息投递率的影响, 当节点的通信范围较小时, 传输到目标节点的消息大部分都是距离较近的若干群体, 因此消息的平均时延会比较小。当节点通信距离逐渐增加时, 有部分消息能转发到较远的目标节点, 导致消息的转发时延增加。但当节点通信距离较大时, 节点间通信链接更容易出现, 使得需要传输到较远节点的消息可以通过更少的中继节点转发到目标节点, 从而消息转发时延有所降低。而对于 DF 算法, 当通信距离增大时, 源节点与目标节点相遇的机会增大, 消息时延呈现出略微降低的趋势。

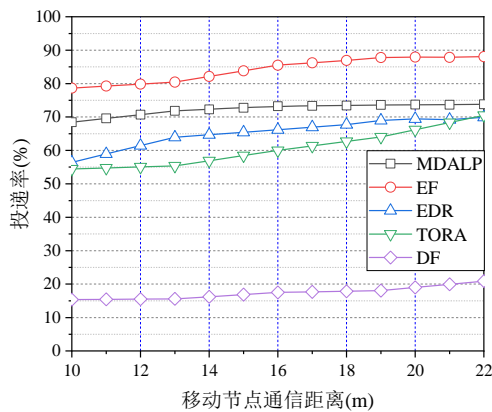


图 16 移动节点通信距离对消息投递率的影响

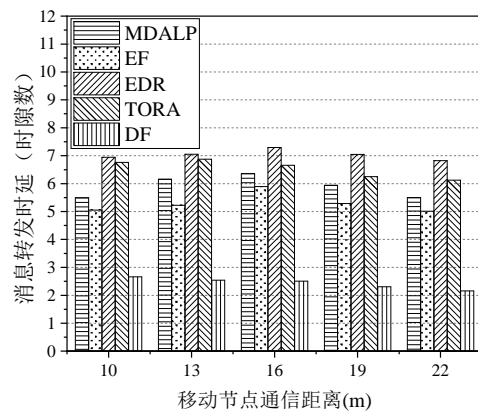


图 17 移动节点通信距离对消息转发时延的影响

5.5 移动节点最大移动距离的影响

移动节点最大移动距离决定了每个时隙节点能够移动的最远距离, 每个时隙内可移动距离越小, 网络拓扑结构变化就越小, 与其他群组相遇的机会也越小。移动节点最大移动距离分别设置为 6 m、8 m、10 m、12 m 和 14 m, 此时的消息投递率结果如图 18 所示。

图 18 反映了移动节点的最大移动距离对 EF、EDR、DF 和 TORA 算法没有明显影响。但是对于 MDALP 算法, 消息投递率随着最大移动距离的增加而呈现出先增加后降低的趋势。在可移动距离较短时, 两个群体间的相遇机会较少, 从而形成的链接都是相距较近群体间的节点, 消息投递率较低。当最大移动距离逐渐增加时, 较远距离间形成链接的可能性增加, 能转发到更远距离的消息增多, 使消息投递率增加。但是, 随着最大移动距离的进一步增大, 链接变化变得更加不确定, 链接预测准确度也会降低, 从而导致消息投递率下降。

图 18 中, 当移动节点最大移动距离设置为 10 m 时, MDALP 可以获得最优的消息投递率。

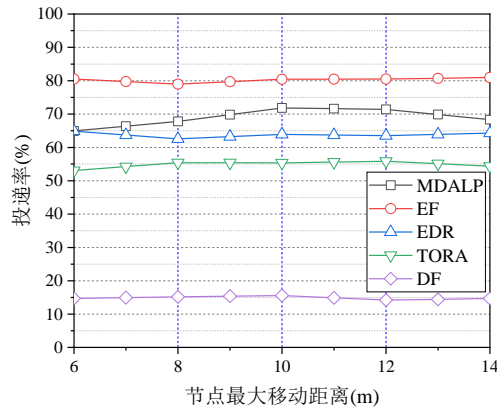


图 18 移动节点最大移动距离对消息投递率的影响

在图 19 中, MDALP 算法的消息转发时延随着移动节点最大移动距离的增加表现出先增后减再增的复杂变化趋势。当最大移动距离较小时, 通过相遇形成链接的节点基本上都是距离较近的节点, 所以成功转发的消息经过较少的中继转发便能送达到目标节点, 此时消息转发时延较小。随着最大移动距离的增加, 链接预测对远距离的节点间链接的预测结果逐渐准确, 有部分消息可通过多跳转发到目标节点, 使得消息转发时延略有上升。当设置一个合适的最大移动距离时, 网络中拓扑变化情况较为稳定, 使得链接预测结果最为准确, 消息的转发也更为有效, 从而使得消息时延降低。当预测范围进一步增大时, 链接预测的准确度会降低, 导致本来相隔较近的节点可能需要较多的中继转发才能形成通信, 导致消息转发时延增加。

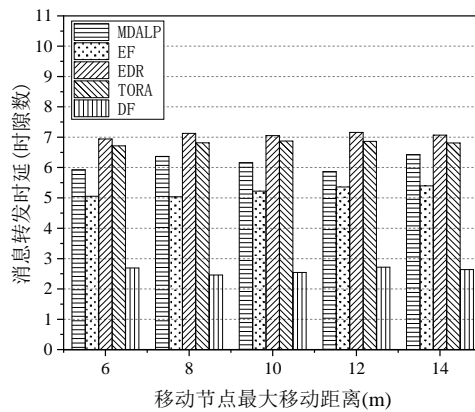


图 19 移动节点最大移动距离对消息转发时延的影响

6 总结

水下无线传感器网络中移动节点载体类型多样化、水声通信不规则、水下环境较为复杂, 带来了节点移动规律复杂、未来链接不确定等问题。本文提出一种利用移动节点和锚定节点进行链接预测, 并以此进行消息转发的算法。本文根据移动节点和锚定节点的特点, 分别设计了时空 Jaccard 指标和时空 Salton 指标来计算链接相似性, 同时给出了预测偏差的评估方法。仿真实验结果表明: 将链接预测的方法应用于水下无线传感器网络的消息转发中, 可以在消息副本数限定的情况下, 提高消息投递率和降低消息转发时延。本算法适用于海底资源开采、海底军事活动监测、海底生物研究等涉及海底环境探查和分析的场景, 特别是随着陆地资

源的不断消耗, 全球对海洋资源的探索和开采不断增大, 开发海域由浅海向深海发展, 本算法可为水下环境探查提供一个较为良好的设计方案. 我们未来的工作将考虑利用沿预设路径巡游的自移动节点来辅助链接预测, 从而期望进一步降低链接预测偏差和提高消息转发效率.

References:

- [1] Yang Y, Kravets R. Contention-aware admission control for ad hoc networks. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2005, 4(4): 363–377.
- [2] Anwer MS, Hasan SH. Mobile ad-hoc networks: An overview. *Int'l Journal of Computer Applications*, 2017, 176(3): 18–20.
- [3] Basagni S, Valerio VD, Gjanc P, *et al.* Harnessing HyDRO: Harvesting-aware data routing for underwater wireless sensor networks. In: *Proc. of the 18th ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc 2018)*. Los Angeles, 2018. 271–279.
- [4] Huth A, Wissel C. The simulation of the movement of fish schools. *Journal of Theoretical Biology*, 1992, 156(3): 365–385.
- [5] Inada Y, Kawachi K. Order and flexibility in the motion of fish schools. *Journal of Theoretical Biology*, 2002, 214(3): 371–387.
- [6] Camp T, Boleng J, Davies V. A survey of mobility models for ad hoc network research. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2002, 2(5): 483–502.
- [7] Pelusi L. Opportunistic networking: data forwarding in disconnected mobile ad hoc networks. *IEEE Communications Magazine*, 2006, 44(11): 134–141.
- [8] Ma HD, Yuan PY, Zhao D. Research progress on routing problem in mobile opportunistic networks. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2015, 26(3): 600–616 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4741.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004741]
- [9] Liben-Nowell D, Kleinberg J. The link prediction problem for social networks. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 2003, 58(7): 1019–1031.
- [10] Lv LY. Link prediction on complex networks. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2010, 39(5): 651–661 (in Chinese with English abstract).
- [11] Becker VD. Epidemic routing for partially-connected ad hoc networks. *Technique Report, CS-2000-06*, Durham: Department of Computer Science, Duke University, 2000.
- [12] Spyropoulos T, Psounis K, Raghavendra CS. Spray and wait: An efficient routing scheme for intermittently connected mobile networks. In: *Proc. of the 2005 ACM SIGCOMM Workshop on Delay-tolerant Networking*. Philadelphia, 2005. 252–259.
- [13] Sharma P, Chauhan S, Saxena S. Multihop/Direct forwarding for 3D wireless sensor networks. In: *Proc. of the CUBE Int'l Information Technology Conf. Pune, 2012*. 344–349.
- [14] Wang S, Liu M, Cheng X, *et al.* Opportunistic routing in intermittently connected mobile P2P networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(9): 369–378.
- [15] Wu F, Chen T, Zhong S, *et al.* A game-theoretic approach to stimulate cooperation for probabilistic routing in opportunistic networks. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 2013, 12(4): 1573–1583.
- [16] Sobin CC, Raychoudhury V, Saha S. An incentive-based scheme for mitigating node selfishness in smart opportunistic mobile networks. *Wireless Personal Communications*, 2017, 96(3): 3533–3551.
- [17] Dhurandher SK, Borah S, Woungang I, *et al.* EDR: An encounter and distance based routing protocol for opportunistic networks. In: *Proc. of the 30th IEEE Int'l Conf. on Advanced Information Networking and Applications (AINA)*. Crans-Montana, 2016. 297–302.
- [18] Xiao M, Wu J, Huang L. Community-aware opportunistic routing in mobile social networks. *IEEE Trans. on Computers*, 2014, 63(7): 1682–1695.
- [19] Sarukkai RR. Link prediction and path analysis using Markov chains. *Computer Networks*, 2000, 33(1-6): 377–386.
- [20] Zhu J, Hong J, Hughes JG. Using Markov chains for link prediction in adaptive Web sites. *Lecture Notes in Computer Science*, 2004, 2311: 60–73.
- [21] O'Madadhain J, Hutchins J, Smyth P. Prediction and ranking algorithms for event-based network data. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 2005, 7(2): 23–30.
- [22] Dong Y, Tang J, Wu S, *et al.* Link prediction and recommendation across heterogeneous social networks. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Data Mining*. Brussels, 2013. 181–190.
- [23] Zhao P, Aggarwal C, He G. Link prediction in graph streams. In: *Proc. of the 32nd IEEE Int'l Conf. on Data Engineering (ICDE)*. Helsinki, 2016. 553–564.

- [24] Jin Z, Ma Y, Su Y, *et al.* A Q-learning-based delay-aware routing algorithm to extend the lifetime of underwater sensor networks. *Sensors*, 2017, 17(7): 1660–1674.
- [25] Umar A, Akbar M, Ahmed S, *et al.* Underwater wireless sensor network's performance enhancement with cooperative routing and sink mobility. In: Proc. of the 9th Int'l Conf. on Broadband and Wireless Computing Communication and Applications (BWCCA). Guangdong, 2015. 26–33.
- [26] Rani S, Ahmed SH, Malhotra J, *et al.* Energy efficient chain based routing protocol for underwater wireless sensor networks. *Journal of Network and Computer Applications*, 2017, 92(1): 42–50.
- [27] Basagni S, Petrioli C, Petrocchia R, *et al.* Channel-aware routing for underwater wireless networks. In: Proc. of the OCEANS. Yeosu, 2012.
- [28] Wahid A, Lee S, Kim D. An energy-efficient routing protocol for UWSNs using physical distance and residual energy. In: Proc. of the OCEANS. Santander, 2011.
- [29] Liu LF, Wang RC, Xiao F. Topology control algorithm for underwater wireless sensor networks using GPS-free mobile sensor nodes. *Journal of Network and Computer Applications*, 2012, 35: 1953–1963.
- [30] Liu L, Liu Y, Zhang N. A complex network approach to topology control problem in underwater acoustic sensor networks. *IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 25(12): 3046–3055.
- [31] Hussain M, Trigoni N. Distributed localization in cluttered under-water environments. In: Proc. of the 5th ACM Int'l Workshop on UnderWater Networkss. Massachusetts, 2010.
- [32] Zhou YQ, Wang J, Qian WG, *et al.* Research progress on fish cluster behavior. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2013, 22(5): 734–743 (in Chinese with English abstract).
- [33] Xia N, Wang CS, Zheng R, *et al.* Fish swarm inspired underwater sensor deployment. *Journal of Automation*, 2012, 38(2): 153–160 (in Chinese with English abstract).
- [34] Ban XJ, Ning SR, Tu XY. Study on advanced self-organization behavior of artificial fish group. *Journal of Automation*, 2008, 34(10): 1327–1332 (in Chinese with English abstract).
- [35] Moltchanov D. Distance distributions in random networks. *Ad Hoc Networks*, 2012, 10(6): 1146–1166.
- [36] Rahman Z, Hashim F, Rasid MF, *et al.* Totally opportunistic routing algorithm (TORA) for underwater wireless sensor network. *PLoS ONE*, 2018, 13(6): 1–28.
- [37] Syed AA, Ye W, Heidemann J, *et al.* A new class of MAC protocols for underwater acoustic sensor networks. In: Proc. of the 27th Conf. on Computer Communications (INFOCOM 2008). Phoenix, 2008.

附中文参考文献:

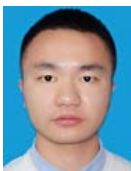
- [8] 马华东, 袁培燕, 赵东. 移动机会网络路由问题研究进展. *软件学报*, 2015, 26(3): 600–616. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4741.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004741]
- [10] 吕琳媛. 复杂网络链路预测. *电子科技大学学报*, 2010, 39(5): 651–661.
- [32] 周应祺, 王军, 钱卫国, 等. 鱼类集群行为的研究进展. *上海海洋大学学报*, 2013, 22(5): 734–743.
- [33] 夏娜, 王长生, 郑榕, 等. 鱼群启发的水下传感器节点布置. *自动化学报*, 2012, 38(2): 153–160.
- [34] 班晓娟, 宁淑荣, 涂序彦. 人工鱼群高级自组织行为研究. *自动化学报*, 2008, 34(10): 1327–1332.



刘林峰(1981—), 男, 博士, 教授, CCF 专业会员, 主要研究领域为移动计算, 水下传感器网络, 机器学习.



吴家皋(1969—), 男, 博士, 副教授, CCF 专业会员, 主要研究领域为移动计算, P2P 网络, 深度学习.



向阳(1996—), 男, 硕士生, 主要研究领域为水下传感器网络.