DOI: 10.3969/j.issn.2096-6091.2023.20.007

基于人工智能的无人机自组网路由算法研究进展

王　庆[1]，邓小芳[1]，朋　静[1]，秦　真[2]，廖　勇[3]
（1. 杭州长望智创科技有限公司，浙江杭州 310012；2. 重庆大学物理学院，重庆 401331；
3. 重庆大学微电子与通信工程学院，重庆 400044）

摘　要：无人机自组织网络在商业、科研、军事等领域具有极其广泛的运用，为了保障网络通信服务的可靠性，对路由协议有明确的要求。采用人工智能对无人机自组网络路由进行优化是近年来研究的热点。为此，本文围绕基于人工智能的无人机自组网路由算法，对采用启发式和机器学习的路由协议进行了分析、归纳和比较，并对其代表性算法进行了描述，总结了算法优势，最后探讨了未来的技术挑战。

关键词：人工智能；机器学习；深度强化学习；无人机；路由
本文著录格式：王庆, 邓小芳, 朋静, 等 . 基于人工智能的无人机自组网路由算法研究进展[J]. 新一代信息技术, 2023, 6(20): 34-40
中图分类号：TN929.5　　**文献标识码：**A

Research Progress on Artificial Intelligence Based Routing Algorithms for Unmanned Aerial Vehicle Self-Organizing Networks

WANG Qing[1], DENG Xiao-feng[1], PENG Jing[1], QIN Zhen[2], LIAO Yong[3]
(1. Hangzhou Changwang Zhichuang Technology Co., Ltd, Hangzhou, Zhejiang 310012, China;
2. College of Physics, Chongqing University, Chongqing 401331, China;
3. School of Microelectronics and Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The drone self-organizing network has an extremely wide range of applications in the fields of commerce, scientific research, military, etc. In order to ensure the reliability of network communication services, there are clear requirements for routing protocols. The use of artificial intelligence to optimize the routing of drone self-organizing networks is a hot topic in recent years. For this reason, this paper focuses on the drone Ad Hoc network routing algorithm based on artificial intelligence, analyzes, concludes and compares the routing protocols using heuristics and machine learning, describes its representative algorithms, summaries the advantages of the algorithm, and finally discusses future technical challenges.

Key words: artificial intelligence; machine learning; deep reinforcement learning; drones; routing
Citation: WANG Qing, DENG Xiao-feng, PENG Jing, et al. Research Progress on Artificial Intelligence Based Routing Algorithms for Unmanned Aerial Vehicle Self-Organizing Networks[J]. New Generation of Information Technology, 2023, 6(20): 34-40

1　引言

随着科技的飞速发展，无人机因为具有高效、灵活、精准的优点，被广泛运用在全球范围内的商业、科研、军事和环保等各个领域[1]。无人机在商业领域常常运用于物流运输来实现成本的降低和效率的提升，后逐渐发展为未来城市交通中“最后一公里”的配送主力[2]；在科研领域则常常运用于满足地理、气候等方面的研究和测量需求，例如将其应用在对桉树的生存环境调查中[3]；而在军事领域，无人机具备监测、打击等功能，可以有效提高战斗效率，并在危难环境中发挥重要作用[4]。

然而随着无人机产业规模的不断壮大以及任务需求的增加，单体无人机逐渐无法胜任更高难度的任务，于是无人机集群技术引起了更多关注。相较于单

基金项目：杭州长望智创科技有限公司科技项目（No.HCZC-20231122）
通讯作者：廖勇

体无人机,由其自组织形成的无人机集群能够更加灵活地完成更多任务,且具有移动性高、动态性高、连接需求高、链路场和节点差别大等特点。虽然无人机自组网在执行任务中表现出灵活性与多样性,但同时链路也相对脆弱和不稳定,剧烈变化的网络拓扑、多样化的自组网场景都对路由协议提出了更高的要求。常见的基于拓扑的路由协议可以分为:主动式,被动式和混合式。主动式的时延较小但功耗大,被动式的面对的问题则相反,而即使是混合式也难以解决功耗问题。将人工智能应用于路由协议是研究者主要采用的优化方法之一。人工智能是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学,常见的结合人工智能的无人机自组网路由协议可以分为启发式和机器学习式两种,而机器学习又划分为强化学习和深度强化学习两类,通过借助人工智能的方法实现路由决策的最优化[5],使无人机自组网在各种应用场景中能够更加广泛地被使用。

由此可见,人工智能技术在无人机自组网的路由算法中发挥着重要的作用。为此,本文对人工智能在无人机自组网路由算法中的应用进行了较为全面的调研,选取并详细阐述了启发式和机器学习这两种代表性技术在路由算法中的应用,分析归纳了不同类的人工智能技术方法的主要贡献和优缺点,总结了人工智能算法的优势,对人工智能在无人机自组网方向的发展和挑战进行了探讨。

2　基于人工智能的无人机路由算法现状

2.1　启发式

启发式算法是一种通过对问题的具体分析或者计算经验等方面的启示[6],较快给出问题满意解的一种算法,也称为解优化问题的一种算法,一般是针对问题的较好可行解,主要有蚁群算法、粒子群算法、遗传算法等。吴兆香等[7]指出,启发式算法的主要特征在于在没有全局模型的情况下自然界中简单个体相互协作而展现出的群体智能行为,符合无人机集群中的自组织特征,运用启发式算法可以提供新的问题求解思路。

蚁群算法[8]的原理是在行动中留下信息激素作为信号,影响后来者的行动;后者留下的信息素会对原有的进行加强,反复循环。由于越短路径容易被更多蚂蚁访问留下的信息也就越多,因此该路径被选中的可能性也最大,则此原理通常用于求解最佳路径。较好的将蚁群算法融入进路由协议的有孙明杰等[9],其中提出一个无人机自组网中基于蚁群优化的多态感知路由算法,认为无人机自组网中的路由算法应该满足数据传输延时小、丢包率低、可靠性高等要求,而蚁群算法通过模拟自然界蚂蚁觅食行为来实现,将动态资源调度(Dynamic Resource Scheduler,DSR)算法和蚁群算法结合起来,使路由请求控制包的传递过程分为稀疏编队和密集编队两种情况,在路由的维护过程中借助蚁群寻找食物留下的信息激素值大小判断路径可用程度。图 1 为稀疏编队的路由请求控制包流程图。

为了在分簇式路由中选出最佳簇首,张然等[10]提出一种基于灰狼算法的分簇算法,主要在簇首的选举过程中基于灰狼算法来完成,模拟自然界中灰狼的等级制度与狩猎行为将灰狼群体划分为三个等级,分析狼与猎物的距离和攻击范围,改进了权重分配策略,即对猎物位置的权重率,以此更新簇首位置。在无人机组网多径路的参数模型建立结束后,李秋月等[11]引入萤火虫算法对路由协议进行优化,将空间分布的各节点作为萤火虫独立个体,由萤火素强弱变化设定各项参数,计算其相对值和浓度,分析结果输出多径路由最优权重,提高协议的自适应和自组织能力。刘庆华等[12]结合无人机网络的特点提出了一种基于萤火虫算法的人机自组网DSR协议优化方法,综合考虑移动速率、传输损耗等因素构建萤火虫适应度函数等来衡量萤火亮度,根据各阶段的路由搜索过程对DSR进行优化,增强无人机自组网传输链路的稳定性。针对反应-贪婪-反应协议网络开销大、容易出现拥堵的问题,梅家栋等[13]提出一种基于负载均衡和高贪婪地理转发概率的改进协议,有效结合了无线自组网按需平面距离矢量路由协议和贪婪地理转发策略,保障路由协议能在高动态环境下具有较好网络性能。表1是对上述仿生算法在路由优化中的作用总结。

2.2　机器学习

刘辰屹等[14]的研究表明,相比于传统模型驱动路由优化算法,数据驱动的优化算法有3方面优势,包括准确性、高效性和通用性,可以同时利用多项真实数据对算法模型进行训练,且同一模型可以根据不同数据训练求解出不同的优化问题,使得智能路由可扩展性大大增强。而其中又包括基于监督学习和深度学习的两类。目前的机器学习运用在无人机自组网中的算法主要分为强化学习和深度强化学习两大类。

借助强化学习以及深度强化学习[15-16],学者们提出了许多智能路由算法的解决方案,有依据不同流量类别进行适配,有满足用户对网络性能差异需求的约束智能路由方法,还有面向软件定义数据中心网络中

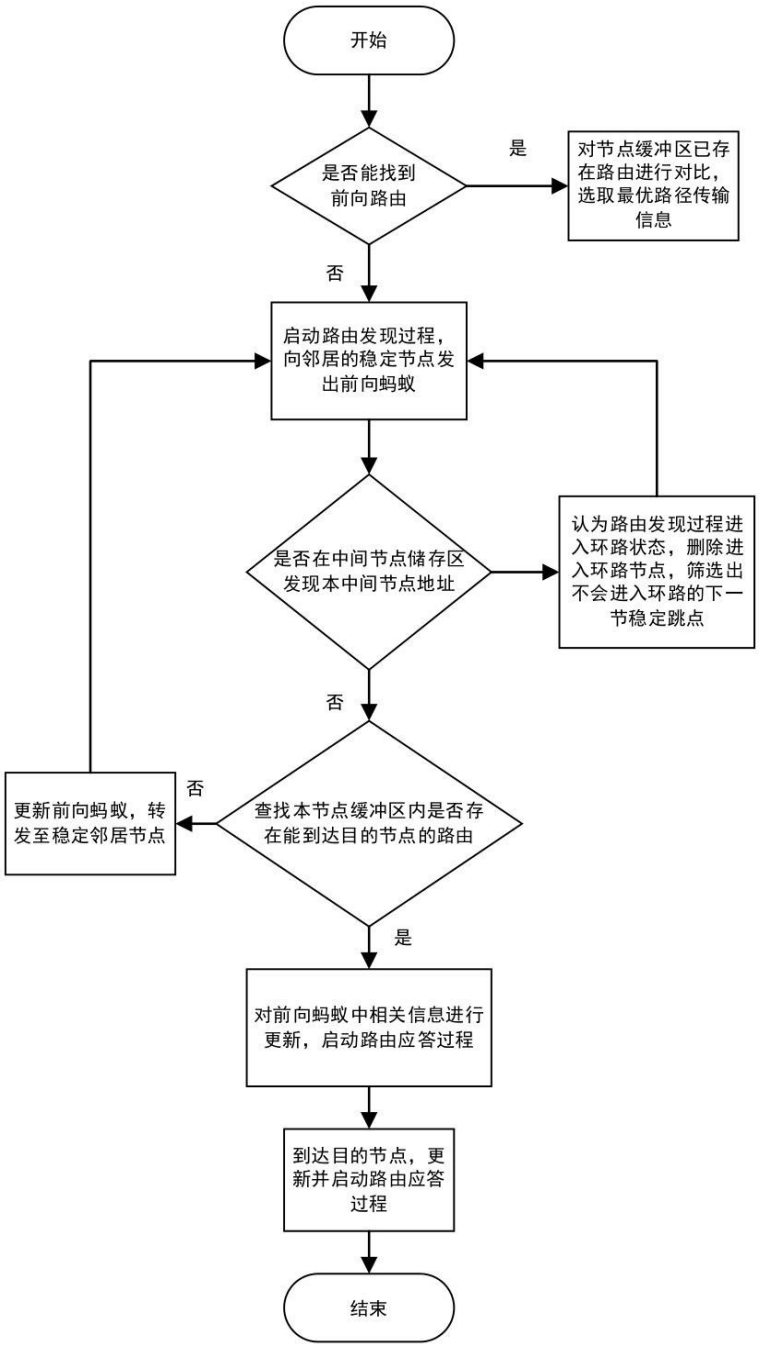

图 1 稀疏编队路由请求控制包流程图

表 1 启发式算法在无人机路由协议中的应用

文献来源	算法名称	算法优势	算法劣势
文献[8-9]	蚁群算法	强全局搜索能力和较好的鲁棒性、适应性	收敛速度慢，容易受到初始解的影响，还需要提前调整参数
文献[10]	灰狼算法	具有较高的收敛速度和全局搜索能力，可以避免陷入局部最优解	需要对参数进行精细调整，且受算法的随机性影响较大
文献[11-12]	萤火虫算法	可以在一个较小的区域内找到该区域的最优解；操作方便、实现简单、参数较少、而且参数对算法的影响较小	对优秀的个体依赖程度高，影响收敛速度；当个体距离峰值十分靠近时，个体将在峰值附近出现震荡现象。
文献[13]	贪婪算法	思维复杂度低，代码量、运行效率高，空间复杂度低	通常难以找到一个简单可行并保证正确的贪心思路，还需要证明；不能用于求最大最小解的问题，只能满足约束条件可行解的范围

智能路由的学习方法,在训练过程中可以通过加权等更加方便地优化,因此强化学习和深度强化学习与无人机自组网的路由融合中还存在很大的应用和改进空间。

Q学习(Q-learning)是一种经典的强化学习,其决策方式可以看作是基于价值的方法,它通过智能体与环境的反复交互来获取一个或一系列较优行为。Q函数是状态价值函数,表示在某一具体初始状态和动作的情况下对未来收益的期望值,用算法维护一个Q-table(数据表格),利用贝尔曼方程来迭代更新表格内容,最终使函数收敛。周彬等[17]将无人机搜索得到目标信号的信号强度作为回报值,通过方向信息优化无人机选择,提出的导向强化Q学习算法的主要步骤示意图如图2所示。

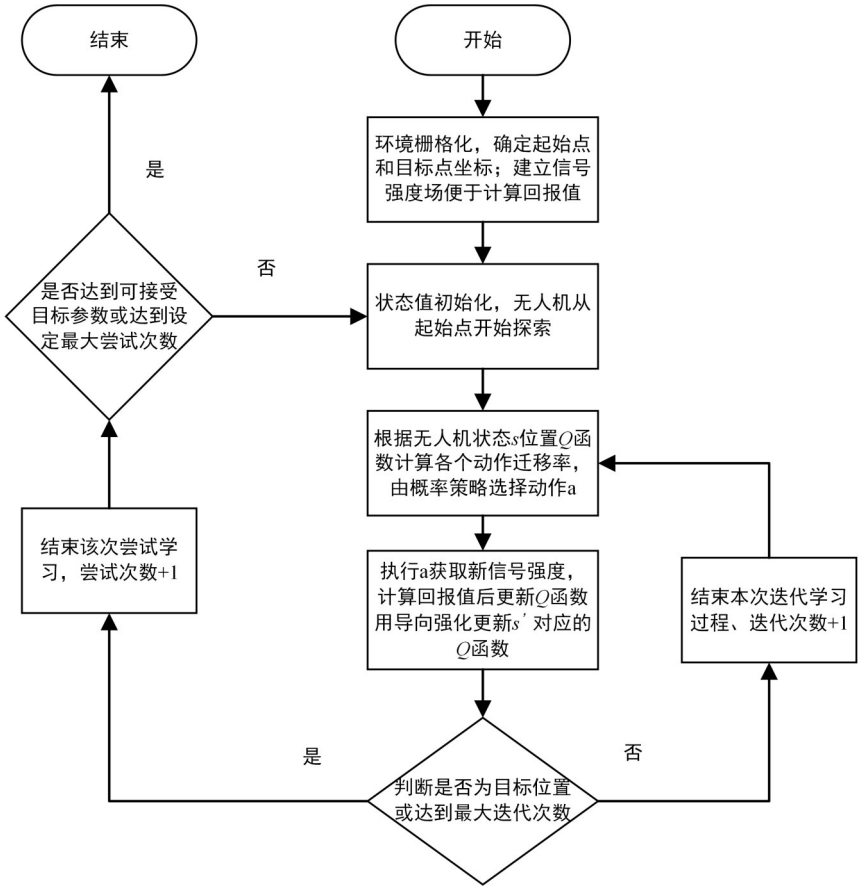

图 2　导向强化的 Q 学习算法流程图

李海滨等[18]提出了无线自组网按需距离矢量路由(Ad hoc On-demand Distance Vector routing,AODV)改进协议的设计与实现,原先的AODV为被动路由,通过应用Q-learning算法对Hello报文发送周期做出自适应调整,相应改变其感知灵敏度和路由开销,Q-learning算法用于根据数据训练进行环境决策并执行动作,智能体与环境交互学习迭代更新。为了解决集中式智能体学习时若决策控制中心受干扰影响整个网络路由的问题,乔冠华等[19]提出并设计了一种分布式的联合路由方案,用强化学习技术建模无人机网络中存在的机会路由问题,并解决多智能体之间相互影响和在深度强化学习中维度过大的问题。为了应对快速变化的环境情况,Swain等[20]通过结合动态规划算法提出了一种基于集群的路由方法,所提出的模型由四个模块组成,其中就有基于强化学习的集群管理和数据路由机制,通过在地面控制站中使用称为状态行动奖励状态行动(State-Action-Reward-State-Action,SARSA)的强化学习方法确定的最优再聚类策略来执行集群管理过程。深度强化学习网络常常应用于无人机避障的算法研究中,魏瑶等[21]提到深度学习更侧重于识别和表达,强化学习则注重通过与环境反复交互来寻找解决策略,强化学习服从马尔可夫性,只需感知环境状态来完成学习,将其引入避障就无需构建复杂环境模型,选用双网络结构防止避障算法的过度估计,并提出一种基于循环神经网络架构的避障算法,其中的深度Q网络(Deep Q-Network,DQN)较好地解决了传统Q-learning算法在内存空间和处理能力上的局限性,使用监督学习的方式进行训练。通过深度

学习模型处理输入数据和输出动作的映射关系[22]，能够令智能体习得应对高位连续空间下的决策能力，有效避免了复杂离线地图的构建工作，设计出三维避障算法可在三维环境中，在避免空间信息缺失的条件下直接进行无人机路径规划，还设计了深度确定性策略梯度（Deep Deterministic Policy Gradient，DDPG）网络处理连续状态空间，充分提升了算法收敛率，提高了飞行的安全性，避免算法陷入局部最优的情况。采用多智能体强化学习 Actor-Critic 算法来学习整合共享信息并用于协同路由决策[23]，运用仿真结果，验证了算法在部分可观察的分布式环境下，能够实现大规模无人机群协作的高效路由。

运用 Q 学习能够与环境交互获得奖惩进行自适应学习的特点，网络中每个节点都在实时学习与更新迭代，以位置和链路质量作为学习对象指导路由的转发节点选择，根据读取数据调整获得最优的转发路径，钟剑峰等[24]结合该设计提出了一种应用于应急通信系统的路由协议，具有保证通信服务质量，缩减开销，节省能量的优点。因为各个无人机之间需要稳定的联系，Park 等[25]为无人机网络的路由系统提供了一种节省内存和计算能力的优越方法，该系统也设计了一个称为地理位置自组网的路由系统，通过现有的强化学习中应用伪注意力函数提高学习速度，能够较好的适应变化环境。深度强化学习也能够应用于优化无人机可信地理位置的路由协议中，张雅楠等[26]提出了一种相关的路由协议和新的节点信任度模型，将路由选择建模为马尔可夫决策过程，改进了奖励函数，针对性解决通信过程中的节点异常和高移动性问题。在研究无人机路径问题中，Fan 等[27]提出了在多充电站情况下结合深度强化学习的方法，设计出促进学习自动和顺序构建路线的策略，同时还兼顾到了能量的消耗。过去也有仿生算法运用于无人机避障的研究，结合遗传算法以及无人机飞行性能，提出一种已知障碍空间位置的无人机规划方法并推广为无人机实时避障算法[28]，是一种基于 Dubins 路径的无人机避障规划算法。强化学习还能应用在无人机辅助公共安全网络的路由协议，Minhas 等[29]提出一种增强学习和无人机辅助的多路径路由方案，使用不同聚类方案生成聚类方案生成网络配置，同时考虑到了传输路径的能量与距离开销。

表 2 总结了机器学习在无人机路由协议算法中的应用。

表 2 机器学习在无人机路由协议中的应用

文献来源	算法名称	算法优势	算法劣势
文献[17-18, 24]	Q-learning	直接学习最优策略	由于有较高样本方差，容易产生收敛问题。其状态和动作都假设为离散且有限的，处理复杂情况比较麻烦
文献[20]	SARSA	探索时学会近乎最优解策略；相对 Q-learning 更加保守	数据处理较慢
文献[21]	传统深度 Q 学习	竞争深度 Q 网络的模型变化能够更高效估计 Q 值，且相比基于策略梯度的方法训练效果更好	存在高估计问题；用于处理离散动作，因此在处理连续动作时效果不佳，无法穷举所有可能动作
文献[22]	DDPG	在 DQN 基础上增加了一个可以产生连续行为的策略网络，将其产生行为代替固定行为，连续动作上的学习更加有效，还运用了经验回放，“软”目标更新等	样本效率较低
文献[23]	Actor-Critic	能直接输出策略并实时评价当前策略的好坏。可以进行单步更新，比传统的 Policy Gradient 要快	取决于 Critic 价值判断，但是 Critic 难收敛，再加上 Actor 的更新，就更难收敛
文献[25]	伪注意力 Attention 机制	一步到位获取全局与局部的联系；下一步的结果不依赖于上一步，可以做成并行的模式；相比 CNN 与 RNN，参数少，模型复杂度低	不能学习序列中的顺序关系

3 基于人工智能的无人机路由算法优势

第 2 节梳理、分析和归纳了基于人工智能的无人机路由算法的现状，本节将进一步总结和强调人工智能方法在无人机路由协议中的优势。

启发式算法是一种利用类仿生学原理，将自然、动物中的某些现象抽象为算法来解决相应问题，其优点在于对应无人机路由问题设计的启发函数能够高效获得搜索问题的最优解或较优解。对于所选的启发式的代表算法——基于蚁群优化的多态感知路由算法，其在无人机路由算法中相较于其他经典算法，有效地提高了数据包的成功传输率，尤其在密集编队中更高；由于该算法有较好的路由发现过程和维护过

程,因此不论何种编队方式都具有较低的端到端延时;同时还具有相对低的路由开销,降低了网络中节点能量损耗,以上方面均体现了该算法优异的性能,展现了合适的启发式算法运用于无人机路由中的优势。

而机器学习是一门多领域交叉学科,对计算机通过输入大量数据进行训练建模,学习数据规律再进行分类和预测,其优点在于组织拟合参数,学习特征表示。对于所选的机器学习代表算法——导向强化Q学习算法,在仿真实验中体现出它具有能在多障碍情况下获得较好路径;相较于其他Q学习算法,其在收敛性、路径规划和时间复杂度上有明显优势。运用本算法能有效加快算法收敛速度,在无人机飞行路径规划中适用性强,这也展现了基于机器学习的无人机路由优势,能够更加简单高效地处理无人机应用问题。

4　技术挑战

无人机集群路由虽然目前得到了巨大发展,但是仍面临一系列严峻挑战:

(1)各种不同的环境下需要搭配不同的路由协议[30]。利用人工智能对现有路由协议不断进行改进和优化,使之能够适应于各种环境,满足各种任务要求,例如农业中针对水稻生长密集难以实现人工入田的信息采集情况中,就可以应用无人机集群实现智慧农业,构建环境监测系统[31],其路由协议要求就与应急等不一样。各种路由协议都需要注意信息传输的安全性,链路的稳定性,还要考虑信息传递时间延迟,以及传输效率等一系列问题。

(2)过去仿生式人工智能在无人机自组网的算法优化中发挥了很大的作用,但启发式算法的求解结果有一定的局限性[32],只能针对特殊问题,且在大规模网络中发挥效果不佳,寻找最优路径将花费更多的时间成本。

(3)如今采用机器学习优化算法的研究相对更多[33],分簇结构配合深度强化学习进行加权优化是目前比较重点的研究方向,也有较多成果。然而各个算法中依然存在各种缺陷,例如收敛困难或者与网络动态属性并不吻合亦或是无法连续控制任务,为了降低神经网络训练的难度,可以对原始信息做二次加工。

可见,对无人机自组网的路由协议优化还存在很大进步空间。

5　结束语

无人机集群中的路由通信问题是设计中务必考虑的重要问题,但由于其节点的高动态性、拓扑结构快速变化等特点,对路由协议的要求越来越高。针对近年来人工智能在无人机自组网路由协议中的应用,本文进行了归纳和总结,过去多将启发式与路由协议相结合,在感知和寻找最佳节点中发挥其优化作用,而近两年则多选择采用机器学习结合路由协议给出适应性更广泛,与环境交互更充分,自主性更强的改进方案,最后分析了目前仍需面对的系列挑战。

参考文献

[1] 张旭东, 李少波, 李传江, 等 . 无人机集群综述: 技术、挑战与未来[J]. 无线电工程, 2023, 53(7): 1487-1501.

[2] 张洪海, 任真苹, 冯讴歌, 等 . 城市低空物流无人机飞行计划预先调配[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(9): 2802-2811.

[3] VIVALDINI K C T , MARTINELLI T H, GUIZILINI V C, et al. UAV route planning for active disease classification[J]. Autonomous Robots, 2018, 43(5): 1137-1153.

[4] 姜鹏, 王瑞, 郑力会, 等 . 国外有人/无人机协同作战研究现状与发展趋势[J]. 兵工自动化, 2023, 42(3): 84-89.

[5] 张珉, 董超, 杨朋, 等 . 无人机自组网路由协议研究综述[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(5): 952-970.

[6]《数学辞海》部 . 数学辞海(第二卷)[M]. 南京: 东南大学出版社, 2002.

[7] 吴兆香, 欧阳权, 王志胜, 等 . 基于人工智能的无人机区域侦察方法研究现状与发展[J]. 航空科学技术, 2020, 31(10): 57-68.

[8] 柳长安, 李为吉, 王和平 . 基于蚁群算法的无人机航路规划[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2004, 5(2): 9-12.

[9] 孙明杰, 周林, 于云龙, 等 . 无人机自组网中基于蚁群优化的多态感知路由算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(9): 2562-2572.

[10] 张然, 高莹雪, 丁元明 . 无人机集群网络分簇优化算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(7): 1848-1855.

[11] 李秋月, 杨鹏飞 . 基于萤火虫算法的无人机组网多径路由协议优化方法[J]. 长江信息通信, 2023, 36(7): 107-109.

[12] 刘庆华, 黄声培, 叶金才, 等 . 一种无人机自组网 DSR 协议优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(1): 128-133.

[13] 梅家栋, 南建国 . 无人机自组网中改进型反应-贪婪-反应路由协议[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(4): 22-28.

[14] 刘辰屹, 徐明伟, 耿男, 等 . 基于机器学习的智能路由算法综述[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(4): 671-687.

[15] 黄万伟, 郑向雨, 张超钦, 等 . 基于深度强化学习的智能路由技术研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(1): 44-51.

[16] ALAJEELY M, DOSS R, AHMAD A . Routing protocols in an opportunistic network: A survey[J]. IETE Technical Review, 2018, 35(4): 369-387.

[17] 周彬, 郭艳, 李宁, 等 . 基于导向强化 Q 学习的无人机路径规划[J]. 航空学报, 2021, 42(9): 498-505.

[18] 李海滨, 唐晓刚, 常继红, 等 . 基于 Q-learning 算法的无人机自组网 AODV 稳定路由改进方法[J]. 现代电子技术, 2023, 46(6): 91-97.

[19] 乔冠华, 吴麒, 王翔, 等 . 基于深度强化学习的无人机自组网路由算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2023, 35(2): 335-342.

[20] SWAIN S, KHILAR P M, SENAPATI B R, et al. A reinforcement learning-based cluster routing scheme with dynamic path

planning for mutli-UAV network[J]. Vehicular Communications, 2023, 41(4): 1-20.
[21] 魏瑶, 刘志成, 蔡彬, 等 . 基于深度循环双 Q 网络的无人机避障算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(5): 970-979.
[22] 张云燕, 魏瑶, 刘昊, 等 . 基于深度强化学习的端到端无人机避障决策[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(5): 1055-1064.
[23] WANG Z, YAO H, MAI T, et al. Learning to routing in UAV swarm network: A multi-agent reinforcement learning approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, (5): 6611-6624.
[24] 钟剑峰, 王红军 . 适用于无人机集群应急通信系统分簇路由协议[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(2): 56-66.
[25] PARK C, LEE S, JOO H, et al. Empowering adaptive geolocation-based routing for UAV networks with reinforcement learning[J]. Drones, 2023, 7(6): 387.
[26] 张雅楠, 仇洪冰 . 基于深度强化学习的无人机可信地理位置路由协议[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(12): 4211-4217.
[27] FAN M, WU Y, LIAO T, et al. Deep reinforcement learning for UAV routing in the presence of multiple charging stations[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, (5): 5732-5746.
[28] 关震宇, 杨东晓, 李杰, 等 . 基于 Dubins 路径的无人机避障规划算法[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(6): 570-575.
[29] MINHAS H I, AHMAD R, AHMED W, et al. A reinforcement learning routing protocol for UAV aided public safety networks [J]. Sensors. 2021, 21(12): 4121.
[30] 赵晟 . 基于移动自组网络的无人机通信设计[J]. 信息记录材料, 2023, 24(9): 155-157.
[31] 李鑫, 张黎黎, 肖文, 等 . 空中农业无线传感网环境监测系统[J]. 江苏农业科学, 2021, 49(16): 200-204.
[32] 孟泠宇, 郭秉礼, 杨雯, 等 . 基于深度强化学习的网络路由优化方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(7): 2311-2318.
[33] 孔凌辉, 饶哲恒, 徐彦彦, 等 . 基于深度强化学习的无线网络智能路由算法[J]. 计算机工程, 2023, 49(9): 199-207, 216.

作者简介

王　庆（1984—），男，重庆忠县人，学士，高级工程师，主研无人机设计。E-mail：wangtsing@126. com

邓小芳（1987—），女，四川资阳人，学士，工程师，主研通信系统。E-mail：dxf1225hd@163. com

朋　静（1981—），女，重庆人，学士，工程师，主研通信系统。E-mail：95308449@qq. com

秦　真（2003—），女，安徽芜湖人，主研智能信号处理。E-mail：qz20030728@163. com

廖　勇（1982—），男，四川自贡人，博士，副研究员，主研高速移动通信、智能通信。E-mail：liaoy@cqu. edu. cn