文章编号：2095-4980(2025)03-0240-07

基于链路质量预测的UANET改进蚁群路由算法

曾囿钧[a]，周　劼[b]，刘友江[a]，曹　韬[a]，杨大龙[a]，刘　羽[a]

(中国工程物理研究院 a.电子工程研究所；b.院机关，四川 绵阳 621999)

摘　要：无人机自组网(UANET)可通过多跳转发增大通信范围，其中路由算法承担数据包传输路径规划的任务。针对高动态网络下，无人机定位偏差带来的定向天线波束对不准所造成的增益衰减问题，提出一种基于链路质量预测的蚁群路由算法(LQP-ACO)。该算法利用双向门控循环单元-全连接神经网络(BiGRU-FCNN)预测无人机节点之间的链路质量，然后根据预测的链路质量，利用蚁群算法寻找最优的2条路径进行业务数据传输。仿真结果表明，提出的路由算法相较于传统的Dijkstra算法，在随机路点(RWP)及随机游走(RW)移动模型下，丢包率分别降低了2.75%、4.5%。

关键词：无人机自组网路由；蚁群优化算法；双向门控循环单元；全连接神经网络(FCNN)

中图分类号：TN914.42　　**文献标志码：**A　　**doi：**10.11805/TKYDA2023328

Improved Ant Colony Optimization routing algorithm for UAV ad-hoc Network based on Link Quality Prediction

ZENG Youjun[a]，ZHOU Jie[b]，LIU Youjiang[a]，CAO Tao[a]，YANG Dalong[a]，LIU Yu[a]

(a.Institute of Electronic Engineering；b.The Academy Administrative Division，Chinese Academy of Engineering Physics，Mianyang Sichuan 621999，China)

Abstract： Unmanned Aerial vehicle ad-hoc Network(UANET) can increase the communication range by multi-hop forwarding, in which the routing algorithm undertakes the task of packet transmission path planning. To address the gain attenuation problem caused by inaccurate directional antenna beam pairing due to UAV positioning deviation in highly dynamic networks, an Ant Colony Optimization routing algorithm based on Link Quality Prediction(LQP-ACO) is proposed. The algorithm first predicts the link quality between UAV nodes using Bidirectional Gated Recurrent Unit-Fully Connected Neural Network(BiGRU-FCNN). Then, based on the predicted link quality, ant colony optimization algorithm is employed to find the two optimal paths for business data transmission. Simulation results show that the routing algorithm proposed in this paper reduces the packet loss rate by 2.75% and 4.5% respectively compared to the traditional Dijkstra's algorithm under Random Way Point(RWP) as well as Random Walk (RW) mobile models.

Keywords： UAV ad-hoc Network routing；Ant Colony Optimization algorithm；Bidirectional Gated Recurrent Unit；Fully Connected Neural Network(FCNN)

无人机自组网(UANET)是一种无中心、自组织的无线网络。近年来，UANET广泛用于紧急救援、军用战术通信中[1]。由于无人机在移动过程中会导致拓扑变化，传统的固定式路由协议不能保证无人机间的正常通信，因此开展UANET的路由协议研究具有较高的意义。UANET在无线环境下，为实现多跳传输需要天线进行数据的收发。天线分为全向以及定向天线，使用全向天线进行通信，能够容易地进行广播，获取其余节点的信息，但同时会大大增加由多节点竞争无线信道造成的信号冲突概率。与全向天线相比，定向天线具有以下两点优势：一是相同功率下，定向天线能够获得更远的传输距离以及更好的信号质量[2]；二是定向天线的方向性可降低冲突概率，提高网络性能[2]。但定向天线采用定向传输，在进行邻居发现时不得不进行波束扫描，这样会增大路由建立的时间开销。

收稿日期：2023-10-25；修回日期：2023-11-30

当前国内外学者针对单波束以及多波束定向天线提出了多种无人机自组网路由协议。其中，基于单波束定向天线的路由协议多为单径定向路由，基于多波束定向天线的路由协议多为多径定向路由。在无人机自组网单径路由方面，文献[3]证明了在动态网络拓扑下，定向天线与时分多址(Time Division Multiple Access，TDMA)接入协议相结合的定向路由协议比全向路由协议服务质量更优；文献[4]提出一种自适应位置感知定向路由，该路由协议根据定向天线的传输范围、辐射角度以及发送节点邻居个数计算路由发现的请求区域。仿真结果表明该方法能够获得更好的平均端到端时延以及协议开销，但该方法不适用于动态网络。在无人机自组网多径定向路由方面，文献[5]提出一种具有“空洞”避免的多管道高吞吐量路由协议，命名为火山路由。该路由协议将16波束定向天线的扇区分为4组，通过包传输率和接收信号强度(Received Signal Strength Indication，RSSI)对节点的通信状态进行分级，并以此构建主路径以及副路径。仿真结果表明，与多路径动态源路由协议(Dynamic Source Routing，DSR)相比，火山路由有着更高的数据传输吞吐量。文献[6]提出一种多波束定向天线增强型优化链路状态路由协议，该协议在基于TDMA的情况下，采用发射功率逐级递增的方式进行邻居发现以降低被敌机发现的概率。该协议还采用基于社会网络度中心性[7]和介数中心性[8]概念的多点中继节点选择机制，并根据译码误码率和低检测概率设计了功率控制方案。仿真结果表明，该协议与传统的优化链路状态路由协议相比，在低于40%的敌对检测强度下，服务质量明显提升。

以上研究均利用定向天线的波束进行扫描从而实现邻居节点的发现，并在此基础上建立路由，该方式下路由建立的时间较长。文献[9]提出一种全定向融合的路由协议，协议中全向天线用于广播与邻居发现，定向天线用于发送业务数据。仿真结果表明该协议服务质量优于按需平面距离向量路由协议。文献[10]提出一种基于定向天线的按需路由协议，命名为定向路由协议。该路由协议中的节点在空闲时处于全向天线模式，其余时间处于定向天线模式。与DSR协议相比，该协议的路由具有更低的发现时延、丢包率以及平均端到端时延。

在实际应用场景中，周期性获得的全网位置信息与实际位置存在一定偏差，而这类偏差会影响链路质量，造成丢包率增加。因此，建立路由时预测由定位偏差带来的链路质量衰减尤为重要。本文结合上述研究并考虑到无人机的特定场景，结合定向以及全向天线的优势，提出一种基于链路质量预测的无人机自组网改进蚁群路由算法(LQP-ACO)。

1　系统模型

图1中，无人机节点配备全向以及定向天线。节点通过全向天线定期广播获取全网其余节点位置信息。在无人机节点需要发送数据包时，定向天线根据路由表以及采样到的下一跳节点位置，指向下一跳无人机节点。

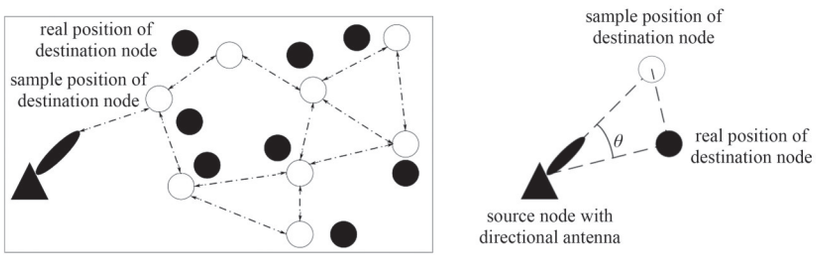

Fig.1 UANET and gain attenuation diagram of directional antenna
图1 无人机自组织网络以及定向天线增益衰减图

在动态网络下，无人机节点的采样位置与实际位置存在一定偏差，会带来天线发射增益的衰减。增益衰减计算公式为：

$$G=\left\{\frac{\sin\left(N\frac{\pi d}{\lambda}\sin\theta\right)}{N\sin\left(\frac{\pi d}{\lambda}\sin\theta\right)}\right\}^2 \tag{1}$$

式中：G为定向天线增益归一化值；N为均匀线性相控阵天线阵元个数；θ为天线朝向与下一跳节点实际位置的角度偏差；λ为电磁波波长；d为阵元间隔，本文阵元间隔均取$\lambda/2$。

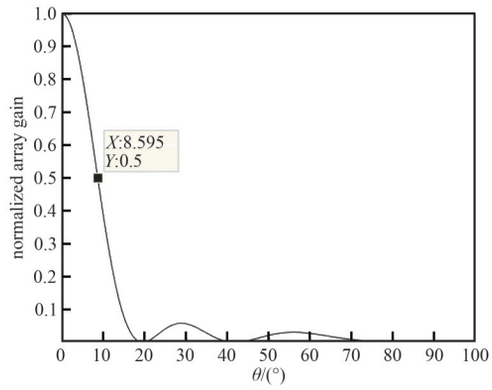

Fig.2 Curve relationship between gain and deviation angle
图2 增益与偏差角的曲线关系图

当N=6时，增益与偏差角的增益衰减如图2所示。从图2中可以看出，在N=6时，当偏差角θ为8.595°时，阵列天线的增益衰减为一半。因此，在无人机动态自组网中，预测链路质量从而构建更优的路由有着重要的研究意义。

2 LQP-ACO算法

2.1 蚁群路由算法

蚁群算法由蚂蚁的协作机制衍生而来，该算法通过信息素以及启发信息的驱动搜索最优路径[11]。在蚁群算法迭代初期，蚂蚁位于无人机自组网的发包源节点，初始化每条路径上的信息素以及启发信息值。每次蚂蚁根据式(2)决定转移概率：

$$p_{ij}^{m}(t)=\begin{cases}\dfrac{\left[\tau_{ij}(t)\right]^{\alpha}\left[\eta_{ij}(t)\right]^{\beta}}{\sum\limits_{k\in V_m}\left[\tau_{ik}(t)\right]^{\alpha}\left[\eta_{ik}(t)\right]^{\beta}} & j\in V_m\\ 0 & j\notin V_m\end{cases} \tag{2}$$

式中：$\tau_{ij}(t)$为t轮迭代时，节点i与节点j之间路径的信息素；$\eta_{ij}(t)$为t轮迭代时，节点i与节点j之间路径的启发信息，启发信息一般为2个节点之间距离的倒数；V_m为蚂蚁已访问节点的补集；α和β两个参数分别表示信息素和启发信息在路径选择时的重要程度。

每次迭代后，对各路径上的信息素进行更新：

$$\tau_{ij}(t+1)=\begin{cases}\tau_{\max}, & \tau_{ij}(t+1)>\tau_{\max}\\ (1-\rho)\tau_{ij}(t)+\sum\limits_{m=1}^{n}\Delta\tau_{ij}^{m}, & \text{else}\end{cases} \tag{3}$$

式中：$\tau_{\max}$为节点之间信息素阈值，本文设置为10；ρ为信息素挥发系数；$\Delta\tau_{ij}^{m}$为蚂蚁m在t轮迭代时，留在节点i与节点j之间路径的信息素增量。为防止迭代陷入局部最优，对ρ进行限制：

$$\rho_t=\rho_0(2-\mathrm{e}^{-\kappa t}) \tag{4}$$

式中：κ为信息素挥发系数的指数增加系数；ρ_0为挥发系数初始值，本文设置为0.5；ρ_t为t轮迭代时信息素挥发系数。

$\Delta\tau_{ij}^{m}$由式(5)定义：

$$\Delta\tau_{ij}^{m}=\frac{Q}{L_m}\times L_{ij,\mathrm{Qo}} \tag{5}$$

式中：L_m为蚂蚁m选择路径的总距离；Q为信息素释放量，本文设置为10；$L_{ij,\mathrm{Qo}}$为节点i与节点j之间的链路质量。

2.2 链路质量预测算法

物理层参数信噪比(Signal to Noise Ratio，SNR)、接收信号强度指示(RSSI)能够简单获取并可快速反映链路质量变化，广泛用于衡量链路质量[12]。由于单一指标只能部分反映链路质量(SNR表示接收到的信号与噪声的功率比值，RSSI表示接收到的数据包的功率大小)，因此本文对SNR、RSSI以及当前通信的包接受率(Packet Reception Rate，PRR)值进行线性加权，将其结果作为链路质量值。

随着人工智能技术的快速进步，无人机自组网向着智能化的方向发展[13]。由于无人机节点的高速移动，节点定期采集的其余节点位置信息与实际位置信息存在偏差。但无人机节点的移动特性表明，定位偏差在时间上为一个缓慢变化的过程，因此本文拟采用BiGRU-FCNN对下一时刻无人机节点之间的链路质量进行预测。

2.2.1 BiGRU模型

门控循环单元(GRU)模型是由长短期记忆网络(Long Short-Term Memory，LSTM)演化而来的一种时序神经网络。该网络下一时刻的输出不仅与当前时刻的输入有关，还与当前时刻之前的几个时刻输入量相关，因此该模型兼具非线性以及时序性。双向门控循环单元(BiGRU)[14]在GRU的基础上加入了后向的神经网络时序拟合，兼具前后向时序特征提取能力。图3、图4分别为GRU结构及BiGRU结构模型图。

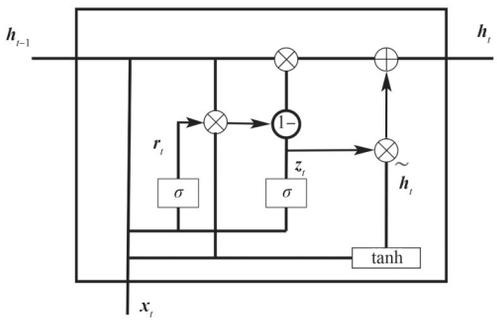

Fig.3 GRU structure diagram
图3 GRU结构模型

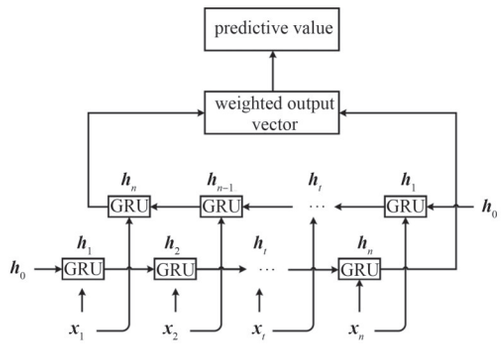

Fig.4 Bidirectional GRU structure diagram
图4 BiGRU结构模型

$$\begin{cases} \boldsymbol{r}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_r\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{U}_r\boldsymbol{h}_{t-1}) \\ \boldsymbol{z}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_z\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{U}_z\boldsymbol{h}_{t-1}) \\ \tilde{\boldsymbol{h}}_t=\tanh(\boldsymbol{r}_t\circ\boldsymbol{U}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{W}\boldsymbol{x}_t) \\ \boldsymbol{h}_t=(1-\boldsymbol{z}_t)\circ\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{z}_t\circ\tilde{\boldsymbol{h}}_t \end{cases} \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{r}_t$为重置门；$\boldsymbol{z}_t$为更新门；σ为Sigmoid激活函数；tanh为双曲正切激活函数；$\boldsymbol{W}_r$、$\boldsymbol{U}_r$、$\boldsymbol{W}_z$、$\boldsymbol{U}_z$、$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{U}$为训练参数矩阵；当前的候选激活状态$\tilde{\boldsymbol{h}}_t$由前一时刻隐藏层输出$\boldsymbol{h}_{t-1}$、重置门$\boldsymbol{r}_t$、当前时刻输入$\boldsymbol{x}_t$以及$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{U}$训练参数矩阵共同决定；$\boldsymbol{z}_t\circ\tilde{\boldsymbol{h}}_t$表示$\boldsymbol{z}_t$和$\tilde{\boldsymbol{h}}_t$的对应元素相乘。

$$\begin{cases} \vec{\boldsymbol{h}}_t=\mathrm{GRU}(\boldsymbol{x}_t,\vec{\boldsymbol{h}}_{t-1}) \\ \overleftarrow{\boldsymbol{h}}_t=\mathrm{GRU}(\boldsymbol{x}_t,\overleftarrow{\boldsymbol{h}}_{t-1}) \\ \boldsymbol{h}_t=\alpha_t\vec{\boldsymbol{h}}+\beta_t\overleftarrow{\boldsymbol{h}}_t+\boldsymbol{b}_t \end{cases} \tag{7}$$

式中：α_t、β_t分别为t时刻前后向传播GRU单元隐层的输出权重；$\boldsymbol{b}_t$为t时刻隐层所对应的偏置量。

2.2.2 FCNN模型

全连接神经网络(FCNN)[15]中每一个神经元均与下一层所有神经元相连。FCNN由前端的输入层、中间的隐藏层、后端的输出层构成，中间的隐藏层层数以及神经元个数可根据实际应用情况设定。FCNN神经元之间的数学关系为：

$$y=\varphi(\boldsymbol{w}\boldsymbol{x}+b) \tag{8}$$

式中：φ为激活函数；$\boldsymbol{x}$为上一层神经元输出向量；y为神经元输出；$\boldsymbol{w}$为权重向量；b为偏置量。

2.3 LQP-ACO算法搭建

节点在发送业务数据包之前，将BiGRU-FCNN模型预测的链路质量融入蚁群算法的信息素中，以此驱动蚂蚁的路径选择，最终迭代选择出2条最优路径。路径的优劣由式(9)衡量：

$$q_{ij}=\frac{(22-L_{ij,\mathrm{Qo}})}{22}+\frac{\mathrm{sample_}d_{ij}}{600} \tag{9}$$

式中：q_{ij}为节点i与节点j之间的路径质量，融合了链路质量，该值越小，代表路径越好；$\mathrm{sample_}d_{ij}$为节点i与节点j之间的采样距离。

图5为LQP-ACO算法的总体流程图。

3 仿真验证

3.1 仿真参数设置

本文运用仿真软件设置了一个大小为1 500 m×1 500 m的场景，其中无人机节点数为15个，节点位置为随机分布。节点移动模型采用随机路点(RWP)以及随机游走(RW)模型[16]。节点移动速度符合均值为25 m/s，方差为4的正态分布，表示为N(25,4)、N(50,16)、N(75,36)、N(100,64)。仿真过程中，每秒随机选择2个无人机节点分别

作为发包节点与收包节点，并且发包时间在每秒内进行均匀随机选择。本文仿真均为二维平面的仿真，即假设无人机节点处于同一高度。仿真时间为 100 s，数据包大小为 138 bit，节点发射功率为 5 mW，载波频率为 2.4 GHz，波束宽度为 17.2°。具体仿真参数如表 1 所示。

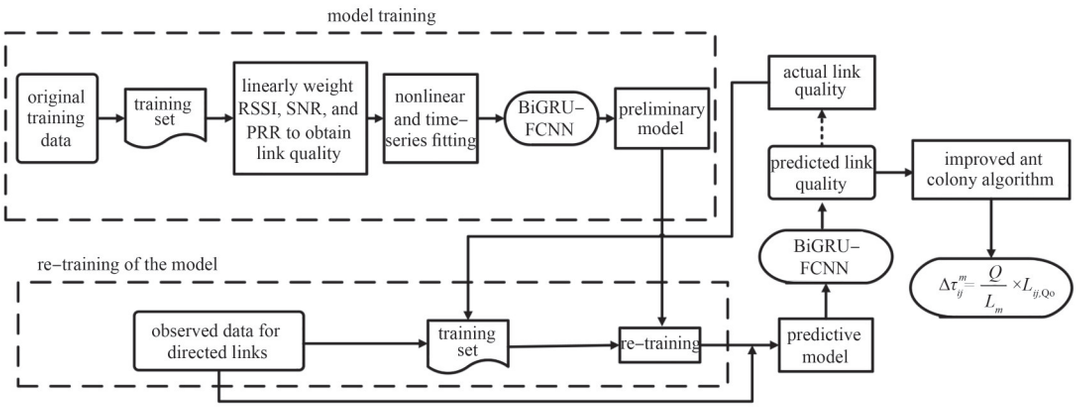

Fig.5 Flowchart of LQP-ACO algorithm
图 5 LQP-ACO算法流程图

3.2 仿真结果分析

本文以平均端到端时延以及丢包率作为自组网网络性能评价的标准。

平均端到端时延由式(10)计算：

$$T_{\text{delay}}=\frac{\sum T_{\text{rcv}}}{Pkt_{\text{rcv}}} \tag{10}$$

式中：$\sum T_{\text{rcv}}$ 为收到数据包的时延之和；Pkt_{rcv} 为收到数据包的总个数。

丢包率由式(11)计算：

$$R_{\text{drop}}=1-\frac{Pkt_{\text{rcv}}}{Pkt_{\text{sent}}} \tag{11}$$

式中：Pkt_{rcv} 与 Pkt_{sent} 分别为在计算时间内所有目的节点收到的数据包总个数以及所有源节点发送数据包的总个数。

表 1 仿真参数设置

Table1 Simulation parameter settings

simulation parameter	value
scene size	1 500 m×1 500 m
number of nodes	15
number of business flows	1
packet size/ bit	138
sending packet interval	every 1 s
simulation time/s	100
communication radius/m	600
transmitting power/ mW	5
beamwidth/(°)	17.2
noise power/ dBm	−94.5
carrier frequency/ GHz	2.4
mobile model	RWP,RW
node's moving speed/(m/s)	N(25,4),N(50,16),N(75,36),N(100,64)

本文以 Dijkstra[17]算法作为对比算法，Dijkstra 算法为未考虑链路质量的单源最短路径算法。仿真结果中，平均端到端时延对比如图 6 所示，丢包率对比如图 7 所示。

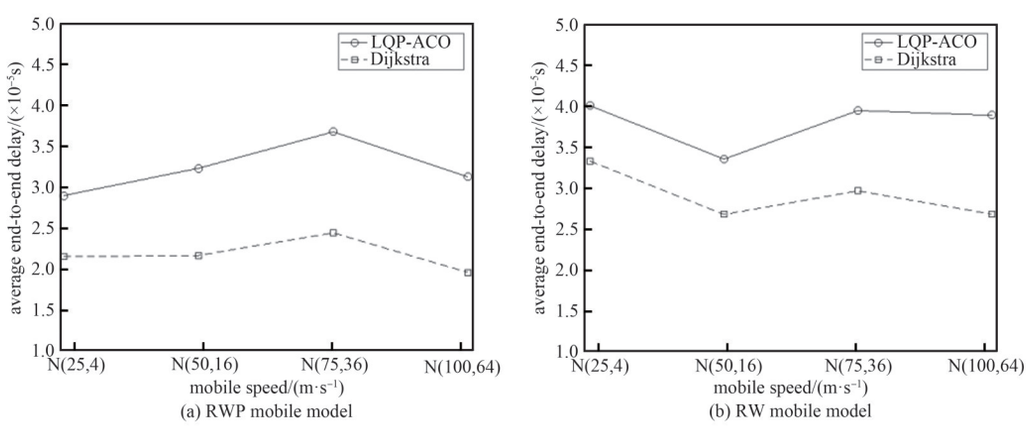

Fig.6 Comparison chart of average end-to-end delay
图 6 平均端到端时延对比图

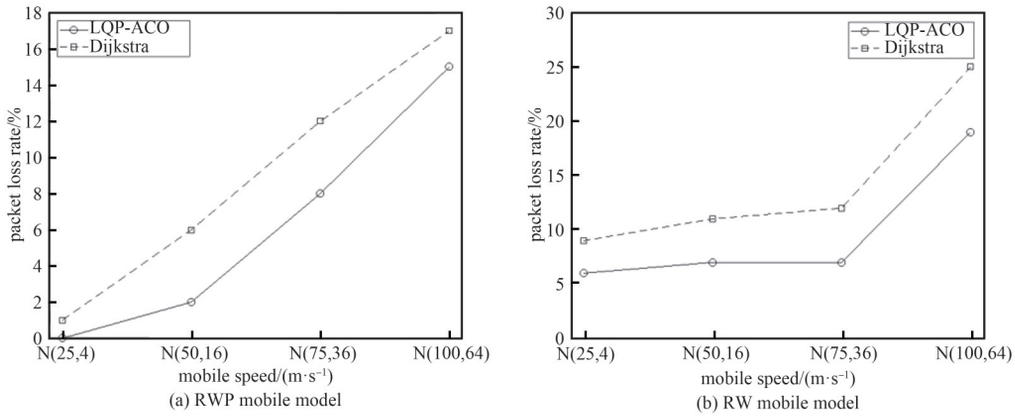

Fig.7 Comparison chart of packet loss rate

图7 丢包率对比图

从图6中可以看出，在RWP以及RW移动模型下，LQP-ACO的平均端到端时延总体大于Dijkstra，这是由于LQP-ACO优先选择链路质量更好的路径，因此带来了更长的传输距离以及跳数。

由图7可以看出，在RWP以及RW移动模型下，LQP-ACO丢包率表现均优于Dijkstra。这表明LQP-ACO能够预测出链路质量并且选择链路质量更优的路径，以此降低丢包率。

算法总体QoS性能对比如表2所示。由图6~7及表2可以看出，本文提出的LQP-ACO算法可以选择出链路质量较好的路径，并且在进行路径选择时挑选2条最优路径进行传输，由此得到比标准Dijkstra更低的丢包率。

表2 Qos性能对比

Table2 Qos performance comparison

routing protocol	average end-to-end delay/s	packet loss rate /%
Dijkstra in RWP	$2.214\,4\times10^{-5}$	9.00
LQP-ACO in RWP	$3.225\,8\times10^{-5}$	6.25
Dijkstra in RW	$2.889\,8\times10^{-5}$	14.25
LQP-ACO in RW	$3.744\,6\times10^{-5}$	9.75

4 结论

本文针对无人机自组网中节点移动所带来的定位偏差引起定向天线增益衰减的问题，提出一种基于链路质量预测的改进蚁群算法。该算法根据前几个时刻的链路质量预测当前时刻链路质量，并将链路质量用于蚁群算法寻找最优的2条传输路径。经仿真软件在RWP以及RW移动模型下进行仿真对比，本文提出的LQP-ACO算法能够有效降低网络丢包率，保证数据的稳定传输。

参考文献：

[1] 金鑫. 大规模移动自组织网络OLSR路由协议优化[D]. 北京:北京交通大学, 2020. (JIN Xin. Optimization of OLSR routing protocol in large-scale mobile ad hoc networks[D]. Beijing:Beijing Jiaotong University, 2020.) doi:10.26944/d.cnki.gbfju.2020.002234.

[2] 王杉,庄钊文,王建新,等. 抗干扰自组网路由中定向波束的调度及性能研究[J]. 自动化学报, 2007,33(7):775-777. (WANG Shan, ZHUANG Zhaowen, WANG Jianxin, et al. Research on the scheme and performance of anti-jamming ad hoc networks routing using directional beams[J]. Acta Automatica Sinica, 2007,33(7):775-777.) doi:10.16383/j.aas.2007.07.022.

[3] 董航,孙志刚. 基于定向天线的无人机自组网路由协议研究[J]. 电子测量技术, 2018,41(18):85-90. (DONG Hang,SUN Zhigang. Research on routing protocol of UAV Ad hoc network based on directional antenna[J]. Electronic Measurement Technology, 2018,41(18):85-90.) doi:10.19651/j.cnki.emt.1801947.

[4] NOGUCHI T,KOBAYASHI T. Adaptive location-aware routing with directional antennas in mobile ad hoc networks[C]// 2017 International Conference on Computing, Networking and Communications(ICNC). Silicon Valley, CA, USA: IEEE, 2017: 1006-1011. doi:10.1109/ICCNC.2017.7876272.

[5] TOORCHI N,HU F,PUDLEWSKI S,et al. Volcano routing:a multi-pipe high-throughput routing protocol with hole avoidance for multi-beam directional mesh networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020, 19(12): 2981-2996. doi: 10.1109/TMC.2019.2937088.

[6] ZHANG Lin,HU Lei,HU Fei,et al. Enhanced OLSR routing for airborne networks with multi-beam directional antennas[J]. Ad hoc Networks, 2020(102):102116. doi:10.1016/j.adhoc.2020.102116.

[7] FREEMAN L C. Centrality in social networks conceptual clarification[J]. Social Networks, 1978,1(3):215-239. doi 10.1016/0378-8733(78)90021-7.

[8] YANG Y,DONG Y X,CHAWLA N V. Predicting node degree centrality with the node prominence profile[J]. Scientific Reports, 2014,4(1):7236. doi:10.1038/srep07236.

[9] GANKHUYAG G,SHRESTHA P,SANG-JO Y. Robust and reliable predictive routing strategy for flying ad-hoc networks[J]. IEEE Access, 2017(5):643-654. doi:10.1109/ACCESS.2017.2647817.

[10] GOSSAIN H,JOSHI T,DE-MORAIS C C,et al. DRP:an efficient directional routing protocol for mobile ad hoc networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2006,17(12):1438-1541. doi:10.1109/tpds.2006.172.

[11] DORIGO M,MANIEZZO V,COLORNI A. Ant system:optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems,Man,and Cybernetics, 1996,26(1):29-41. doi:10.1109/3477.484436.

[12] 翁丽娜,刘轶铭,刘磊,等. 无线链路质量评估及预测方法综述[J]. 中国电子科学研究院学报, 2016,11(3):239-244,267. (WENG Lina,LIU Yiming,LIU Lei,et al. Wireless link quality estimation and prediction: a survey[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2016,11(3):239-244,267.) doi:10.3969/j.issn.1673-5692.2016.03.005.

[13] 张冬晓,陈亚洲,程二威,等. 无人机动态数据链路电磁辐射效应试验[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020,18(4):643-649. (ZHANG Dongxiao, CHEN Yazhou, CHENG Erwei, et al. Electromagnetic radiation effects on dynamic datalink of UAV[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2020,18(4):643-649.) doi:10.11805/TKYDA2019029.

[14] CHO K Y, VAN-MERRIËNBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J/OL]. arXiv:1406.1078v3, 2014-09-03.

[15] NORIEGA L. Multilayer perceptron tutorial[J]. Computer Science, 2005,4(5):444.

[16] ROY R R. Handbook of mobile ad hoc networks for mobility models[M]. New York:Springer, 2011.

[17] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Numerische Mathematik, 2022,1(1):287-290.

作者简介：

曾囿钧(1993-)，男，在读博士研究生，主要研究方向为无人机自组网路由优化.email:zengyoujun21@gscaep.ac.cn.

周　劼(1972-)，男，博士，研究员，博士生导师，主要研究方向为信号处理、测控技术等.

刘友江(1986-)，男，博士，研究员，博士生导师，主要研究方向为智能化无线电系统与理论.

曹　韬(1985-)，男，博士，研究员，主要研究方向为无线测控通信.

杨大龙(1987-)，男，博士，副研究员，主要研究方向为宽带无线通信接收处理技术.

刘　羽(1995-)，男，博士，助理研究员，主要研究方向为毫米波通信、自组网通信等.