

# 基于改进蚁群-BP 神经网络的无线网络动态路由优化方法

廖 阔<sup>1</sup>

LIAO Kuo

## 摘 要

传统路由选择方法主要基于链路度量值进行计算,却忽略了网络全局状态及动态变化的重要性。当网络拓扑结构发生变化时,这些方法无法根据实时网络状态进行及时调整,导致路由调整可能滞后或不精确。这种局限使得算法容易陷入局部最优,难以发现全局最优的路由路径,限制了网络吞吐量和信号覆盖范围。为此,文章提出了一种基于改进蚁群-BP 神经网络的无线网络动态路由优化方法。通过聚类算法对无线网络路由节点进行预处理,以降低路由配置复杂度。利用 BP 神经网络,将聚类后的无线网络路由节点对应的网络状态特征向量作为输入,实现路由路径的动态调整。结合改进蚁群算法的强大搜索能力和 BP 神经网络的精准预测能力,对不同路由路径的性能进行全面评估,快速收敛到全局最优解,实现无线网络动态路由优化。实验结果显示,与其他方法相比,所提路由优化方法在信号强度介于 -45 dBm 到 -30 dBm 之间时,表现出更高的网络吞吐量和更广的信号覆盖范围。这充分验证了该方法的有效性和实用性,为其在实际无线网络环境中的广泛应用提供了有力的支持。

## 关键词

改进蚁群-BP 神经网络;改进蚁群算法;无线网络;路由优化;动态路由

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.06.020

## 0 引言

无线网络已经覆盖生活的方方面面,无论是智能家居、移动办公,还是物联网应用,无线网络的需求与复杂性都在与日俱增。在这一背景下,无线网络动态路由优化成为确保网络高效、稳定运行的关键技术之一。传统的路由优化方法在面对大规模、动态变化的网络环境时,往往表现出效率低下和适应性不足的问题。因此,研究新型高效的无线网络动态路由优化方法显得尤为重要。

在无线网络路由优化的研究领域,众多学者提出了不同的方法来应对网络拓扑变化、节点故障和流量模式改变等挑战。其中,基于量子粒子群算法的计算机通信网络路由选择优化方法,利用量子粒子群算法的全局搜索能力和并行性,旨在优化网络中的路由路径选择<sup>[1]</sup>。然而,该方法受到参数设置敏感和易陷入局部的局限,影响了网络性能的进一步提升。基于深度学习模型的算法也被应用于网络路由优化中,通过学习和预测网络流量、拓扑结构等特征,实现路由路径的智能选择<sup>[2]</sup>。尽管深度学习模型能够捕捉网络状态的复杂变化,但其训练过程对大量的历史数据的依赖,无法根据实际情况完成网络节点的准确划分,导致其实际应用效果不佳。此外,基于机器学习的海上无线通信网络自适应路由优化方法,通过机器学习算法预测和适应海上无线通信网络的动态

变化,实现路由路径的动态调整和优化<sup>[3]</sup>。当网络拓扑变化时,若特征不完整或不准确,机器学习模型就无法准确感知网络状态变化,这会使模型对变化理解产生偏差,导致无法根据实时状态及时调整路由,易陷入局部最优解,进而限制网络吞吐量。基于粒子群优化算法的无线传感器网络路由方法<sup>[4]</sup>,首先构建无线传感器网络模型,并初步划分无线传感器网络簇。在粒子群优化算法中,粒子群按规则初始化和更新。网络拓扑结构一旦变化,若粒子位置和速度更新规则未及时调整,粒子群可能沿之前最优路径搜索,忽略新网络状态,局部最优路由路径可能无法充分利用所有节点,致使信号覆盖范围受限。

针对上述问题,本研究提出了一种基于改进蚁群-BP 神经网络的无线网络动态路由优化方法。通过引入改进的蚁群算法,可以有效避免陷入局部最优解,提高网络训练的效率 and 准确性。经过仿真实验和实际应用验证,该方法旨在为无线网络动态路由优化提供一种高效且实用的新途径,进一步推动无线网络技术的发展和應用。

## 1 聚类处理无线网络路由节点

在无线网络中,随着网络规模的扩大和节点数量的增加,路由配置的复杂度会显著增加。传统的路由算法需要考虑每个节点与其他所有节点的连接关系,导致计算量巨大,效率低下。通过聚类算法对网络中的节点进行合理划分,形成多

1. 中国电信股份有限公司永川分公司 重庆 402160

个簇，可以简化网络结构，使得路由计算只需在簇内进行，从而降低路由配置的复杂度，为后续的动态路由调整打下坚实基础。

在由这些中心节点构成的簇结构中，需要计算簇内部各节点间的距离，以及中心聚类节点与簇内其余节点之间的间距。设  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$  表示中心节点的集合，其中  $k$  是簇的数量。对于每个节点  $v_i$  和所有中心节点  $c_j$ ，计算其之间的距离  $d_{ij}$ 。

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{l=1}^d (v_i^{(l)} - c_j^{(l)})^2} \quad (1)$$

式中： $d$  是节点的维度； $v_i^{(l)}$  和  $c_j^{(l)}$  分别是节点  $v_i$  和中心节点  $c_j$  在第  $l$  维上的坐标。

在聚类迭代过程中，随着邻近节点数量的增多，目标节点与簇内其他成员的距离关联变得更加紧密。因此本研究制定了中心聚类节点的更新策略：选择拥有最大关联节点集的个体作为新的中心聚类节点，而其余节点则依据这一新中心重新配置成簇结构<sup>[5]</sup>。这一更新过程可以表示为：

$$c_j^{\text{new}} = \arg \max_{v_i \in N(c_j)} |d_{ij}| \quad (2)$$

式中： $N(c_j)$  是簇  $c_j$  中邻居节点的集合。

不断进行迭代，直到中心簇节点的位置和前一个迭代解相吻合。这时，确定分簇已完成，而得到的分簇结果即作为该无线网络中的路由节点最终配置<sup>[6]</sup>。

## 2 利用 BP 神经网络动态调整路由路径

在无线网络中，由于节点数量众多、信号干扰、网络负载不均等问题，常常会出现网络性能瓶颈。通过收集经过聚类处理的无线网络路由节点的网络状态特征向量，可以提取出无线网络中的关键信息。这些信息是评估网络性能和选择最优路由路径的重要依据。将这些特征向量输入到 BP 神经网络中进行训练。在训练过程中，通过反向传播算法不断调整权重和偏置，以最小化预测误差，从而实现网络状态与最优路由路径之间复杂关系的建模。一旦 BP 神经网络训练完成，就可以根据实时网络状态特征向量来动态调整路由路径。有助于适应网络流量的变化、节点状态的波动以及网络拓扑的变动，从而提升网络的整体性能和稳定性。

在完成无线网络路由节点的聚类处理后，部署网络状态监视器，这些监视器持续对经过聚类处理的无线网络路由节点进行监视。这一步骤提供了实时、准确的网络状态信息，成为后续动态调整和优化路由路径的基础。监视器所反馈的信息表示为一系列的时间序列数据，即对于每个节点和每个周期  $t$ ，都有一个对应的网络状态特征向量：

$$c_j^{\text{new}}(t) = \frac{\sum_{i=1}^N c_j^{\text{new}} f_i(t)}{\sum_{i=1}^N c_j^{\text{new}}} \quad (3)$$

式中： $f_i(t)$  是节点  $i$  在周期  $t$  的网络状态特征。

将这些网络状态特征向量作为 BP 神经网络的输入。BP 神经网络动态调整路由路径过程如图 1 所示。

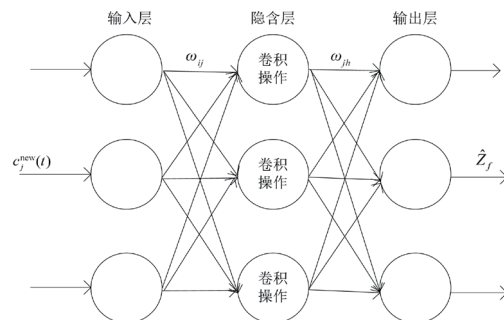


图 1 BP 神经网络动态调整路由路径示意图

在 BP 神经网络中，设计多个卷积层来提取无线网络的不同层次特征。每个卷积层都配备了多个卷积核，这些卷积核通过卷积操作对输入的特征向量进行扫描，从而学习并提取无线网络中的不同层次特征<sup>[7]</sup>。对于网络中的第  $l$  层，卷积操作可以表示为：

$$X_c^{(l)} = \sigma \left[ \sum_{m=1}^{C^{(l)}} (W \otimes c_j^{\text{new}}(t) + b) \right] \quad (4)$$

式中： $W$  是卷积核； $b$  是偏置项； $C^{(l)}$  是第  $l$  层的卷积核数量； $\otimes$  是卷积操作； $\sigma$  是激活函数（如 ReLU）。

在卷积层之后，引入池化层来进一步降低特征图的维度，同时保留重要的特征信息。池化层通过选择局部区域的最大值来降低特征图的空间分辨率，并对卷积层的输出进行下采样<sup>[8]</sup>。

$$Z = \max\_pooling(X_c^{(l)}) \quad (5)$$

全连接层负责整合卷积层提取的特征。对于堆叠  $L$  层的 BP 神经网络结构，全连接层采用特定的算法将多维特征扁平化并整合起来：

$$Z_f = \sigma [W_f \cdot \text{Flatten}(Z) + b] \quad (6)$$

式中： $W_f$  为全连接层的权重矩阵； $\text{Flatten}()$  为多维特征的扁平化表示。

在全连接层后，引入 Softmax 作为激活函数，以输出路由路径的选择概率。BP 神经网络的输出层有  $K$  个神经元，每个神经元对应一个可能的路由路径。Softmax 函数确保输出值在  $(0,1)$  范围内，且总和等于 1，这使得输出值可以解释为选择各路由路径的概率分布：

$$\hat{Z}_f = \text{Softmax}(Z_f) \quad (7)$$

通过这种方式，BP 神经网络能够根据实时网络状态特征向量动态调整路由路径，从而适应网络流量的变化、节点状态的波动以及网络拓扑的变动。

## 3 改进蚁群-BP 神经网络求解最优路由策略

BP 神经网络虽然具有强大的预测和学习能力，但在处

理复杂的路由优化问题时,容易陷入局部最优解。这是因为BP神经网络的训练过程是基于梯度下降算法的,而该算法往往只能找到局部最优值,而非全局最优值。在无线网络路由优化中,由于存在大量的潜在路由路径和复杂的网络拓扑结构,局部最优解往往并不等同于全局最优解。为克服这一局限,本研究提出将改进后的蚁群优化算法与BP神经网络相结合的方法。该方法利用蚁群算法的全局搜索能力和BP神经网络的预测精度,通过评估不同路由路径的性能,实现快速收敛到最优路由策略的目标。这种协同方式不仅提升路由优化的效率,还增强系统的适应性和鲁棒性。改进蚁群优化BP神经网络算法的流程图如图2所示。

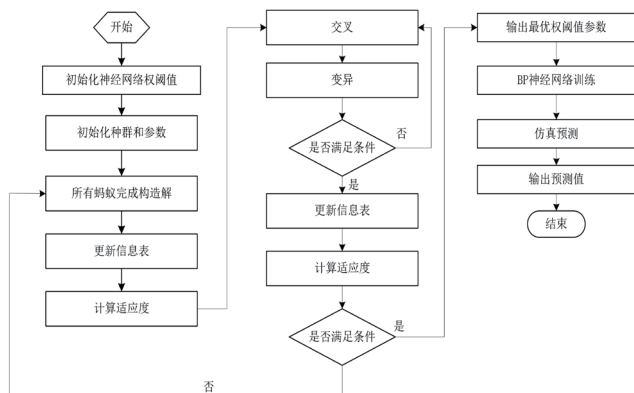


图2 改进蚁群优化BP神经网络算法流程图

对蚁群算法中的信息素矩阵以及BP神经网络的权重矩阵进行初始化处理,随后构建一个合理的解空间。在此过程中,每只蚂蚁在启动觅食行为之前,会被随机分配至一个网络节点,该节点随即成为其起始探索点。接着,蚂蚁将依据当前信息素分布以及节点间距离信息的转移概率公式,决定下一个要探索的节点。这一决策机制确保了蚂蚁能够遍历网络中的所有节点,直至完成对整个网络的访问<sup>[9]</sup>。蚂蚁 $k$ 在已选择的路由路径上进行二次选择的概率 $P_{ij}^k$ 可以表示为:

$$P_{ij}^k = \hat{Z}_f \cdot \frac{[\tau_{ij}]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}]^\alpha \cdot [\eta_{is}]^\beta} \quad (8)$$

式中: $\alpha$ 和 $\beta$ 表示控制信息素和启发式信息(如距离)相对重要性的参数; $\eta_{ij}$ 表示启发式信息,通常取为城市 $i$ 到城市 $j$ 的距离的倒数; $\tau_{ij}$ 表示城市 $i$ 到城市 $j$ 的信息素浓度; $\text{allowed}_k$ 表示蚂蚁 $k$ 尚未访问过的城市的集合。

完成一轮全面的网络节点访问后,算法会更新信息表。在这一阶段,精确计算每只蚂蚁所走的路径长度,并记录其中的最优解。随后,蚂蚁返回其起始位置,并根据其访问路径上的信息素来更新路径信息。这一更新机制确保了路径上的信息素浓度能够准确反映路径的实际性能。

算法不断重复上述步骤,每次迭代结束时,都会根据当前的最优解来更新信息素矩阵,以确保算法的持续进步和收敛性<sup>[10]</sup>。

最终,当算法达到预设的最大迭代次数时,算法会对局部节点进行路由路径的重新生成,并按照这些新生成的路径进行路由。此时,算法运行结束,并输出经过优化后的最优路径,为无线网络路由优化提供有力的支持。

## 4 实验

### 4.1 实验准备

在大型校园环境中,无线网络信号常因建筑物、人员密集等因素受到干扰,导致网络性能下降。为验证本文提出的优化方法的效果,特以此环境为例展开实验。校内无线网络路由配置简图如图3所示。

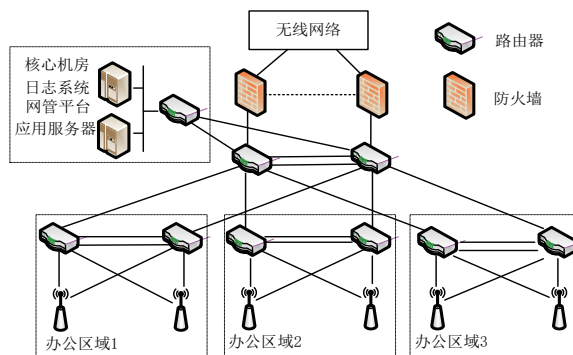


图3 校内无线网络路由配置简图

除了确定路由配置外,实验还需要设定一系列关键的实验参数,以确保实验的准确性和可重复性。表1列出了实验所需的主要参数及其取值。

表1 实验参数

| 编号 | 参数名称     | 参数取值        |
|----|----------|-------------|
| 1  | 传感节点数量   | 150         |
| 2  | 基站方位     | (75, 120)   |
| 3  | 传感网络规格   | 150 m×150 m |
| 4  | 最高轮数     | 3 500       |
| 5  | 簇头概率     | 0.15        |
| 6  | 数据信息规格   | 5 000 bit   |
| 7  | 控制数据规格   | 50 bit      |
| 8  | 传感节点初始能量 | 0.75 J      |

基于改进蚁群-BP神经网络的无线网络动态路由优化方法进行实验验证效果,所需的关键软硬件包括:高性能计算机或服务器:采用戴尔PowerEdge R740,配备Intel Xeon Scalable处理器和足够的内存(32 GB DDR4 ECC),以确保能够高效运行复杂的神经网络算法和路由优化程序;数据采集设备:选择专业级的网络测试仪(IXIA的Xcellon-Blade),精确测量和分析无线网络性能;神经网络开发框架和软件:使用TensorFlow,并结合MATLAB或Python等编程语言,实现和改进蚁群-BP神经网络算法,进行实验验证及数据分析。

为验证本文提出的无线网络路由优化方法的有效性，将基于量子粒子群算法的计算机通信网络路由选择优化方法简化为方法 1、基于深度学习的网络路由优化算法列为方法 2、基于机器学习的海上无线通信网络自适应路由优化研究方法为方法 3、基于粒子群优化算法的无线传感器网络路由方法为方法 4。随后，将本文提出的方法与这四种方法进行对比，以验证其优化效果。

#### 4.2 实验步骤

(1)数据采集：在校园内选择多个具有代表性的测试点，使用专业工具——IXIA 的 Xcellon-Blade 采集这些测试点的无线网络信号强度等关键指标数据。

(2)路由优化阶段：根据采集到的数据，采用动态路由优化算法，对校园无线网络的路由路径进行优化。优化完成后，再次采集测试点的无线网络信号强度等关键指标数据。

(3)效果评估阶段：将优化后的数据与优化前的数据进行详细对比，以此评估动态路由优化算法的实际效果。

#### 4.3 实验指标选择

在无线网络动态路由优化实验中，选择合适的评估指标对于准确衡量和优化网络性能至关重要。以下是选择的无线网络动态路由优化实验指标：

##### (1) 路由信号强度

路由信号强度是衡量无线网络性能的基本指标之一。反映了无线信号从路由器传输到接收设备时的强度。信号强度越高，表示信号在传输过程中的衰减越小，从而能够提供更稳定、更可靠的连接。

##### (2) 网络吞吐量

较高的整体吞吐量反映了网络在单位时间内成功传输的数据量较大，直接关联到网络的通信效率和用户体验。在无线网络动态路由优化实验中，通过优化路由策略，可以更有效地利用带宽资源，支持更多的并发通信，从而显著提升网络的整体性能。

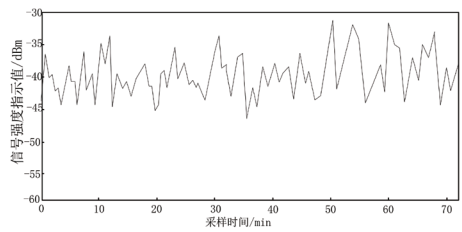
##### (3) 覆盖范围

较大的信号覆盖范围意味着无线网络能够覆盖更广泛的区域，支持更多的用户和设备接入。在无线网络中，信号强度一般由以分贝毫瓦(dBm)为单位的信号强度指示器(RSSI)来表示。RSSI 是一个负数，其数值越大表示信号越弱，而数值越小则表示信号越强。例如，-30 dBm 表示信号较强，而 -100 dBm 则表示信号较弱。

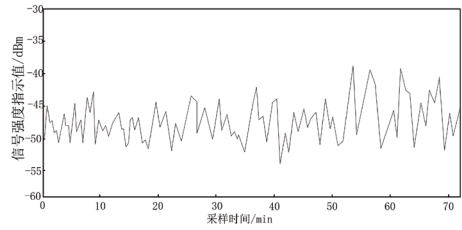
#### 4.4 实验结果与分析

在完成实验环境的搭建后，正式展开实验，对实验结果进行详细地分析。分析结果如下：

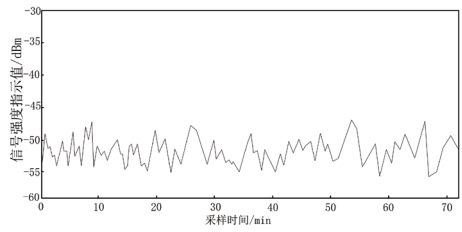
首先，观察了 5 种不同路由优化方法的路由信号强度，如图 4 所示。



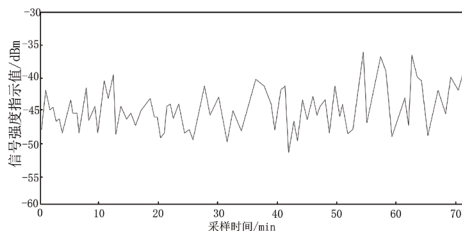
(a) 本文方法的信号强度



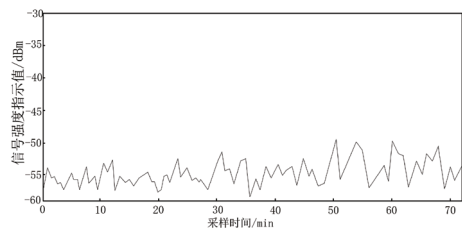
(b) 方法 1 的信号强度



(c) 方法 2 的信号强度



(d) 方法 3 的信号强度



(e) 方法 4 的信号强度

图 4 五种方法的路由信号强度

从图 4 可以清晰地看出，本文提出的路由优化方法在信号强度方面展现出了显著的优势。其信号强度曲线在整个时间段内都维持在一个较高的水平，波动幅度相对较小，这充分证明了该方法在维持信号稳定性方面的卓越性能。相比之下，其他 4 种方法的信号强度曲线则在不同时间段内出现了明显的波动和下降。本文提出的路由优化方法之所以能够在信号强度方面表现出色，关键在于结合了改进后蚁群算法的搜索能力和 BP 神经网络的预测能力，从而对路由路径进行了精准评估。通过充分发挥两者的优势，实现了对路由路径的高效、精准优化，最终显著提高了无线网络的信号强度和

稳定性。

接着,进一步分析5种方法的网络吞吐量情况,如图5所示。可以看出,随着流量需求的持续增长,各种方法的吞吐量均展现出相应的变化趋势。其中,应用本文提出的路由优化方法后,网络吞吐量实现了显著提升。该方法在不同流量需求下均能维持较高的流量输出水平,充分验证了其在复杂网络环境下的稳定性和高效性。本文路由优化方法的主要优势在于结合了改进的蚁群算法与BP神经网络。蚁群算法凭借其强大的全局搜索能力,能够在复杂的网络环境中迅速定位潜在的优质路由路径。而BP神经网络则利用其精确的预测能力,对这些路径的性能进行准确评估。两者的结合促使算法能够迅速收敛至全局最优解,从而实现无线网络动态路由的高效优化。

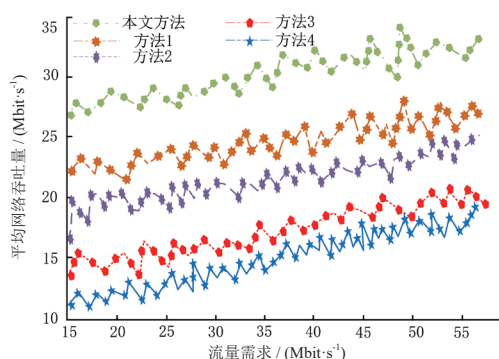


图5 网络吞吐量对比

最后,对比多种路由优化方法的信号覆盖范围,如图6所示。

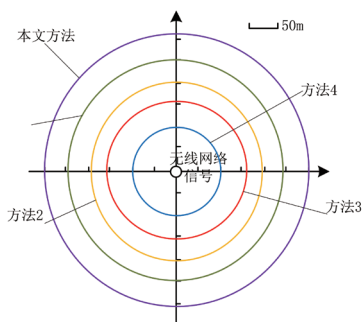


图6 信号覆盖范围

根据图6可以看出,在多种路由优化方法的信号覆盖范围比较中,本文提出的路由优化方法展现出了显著的优势,其信号覆盖范围更为广泛,能够覆盖到比其他方法更远的距离。这一优势的核心在于,本文方法结合了改进的蚁群算法与BP神经网络的精准评估与动态调整能力。通过融合蚁群算法的全局搜索特性和BP神经网络的预测精度,能够实现路由路径的灵活调整。一旦网络状态发生变化,算法便能迅速响应,调整路由路径,从而确保网络性能的持续稳定性和高效性。正因如此,本文方法在信号强度、网络吞吐量和信号覆盖范围等多个方面均展现出了卓越的性能,并取得了

显著的优化成果。

## 5 结语

本研究将改进蚁群算法与BP神经网络相结合,提出了一种无线网络动态路由优化新方法。该方法在提升无线网络路由效率与稳定性方面成效显著。实验验证显示,在信号强度介于 $-45\sim 30$  dBm的范围内,该方法能够迅速锁定最优路由路径,显著提升网络吞吐量。然而,在复杂网络环境下,该方法的计算复杂度有所增加,可能带来一定的时间延迟,这是后续研究需要关注并优化的方向。

未来研究将深化对改进蚁群-BP神经网络在无线网络动态路由优化领域的应用,探索更加高效的参数配置与神经网络训练策略,以期进一步提升算法的预测精度与适应能力。同时,紧跟无线网络技术的最新进展,研究如何将该方法与其他先进技术相结合,共同推动无线网络路由优化技术的持续创新与发展。

## 参考文献:

- [1] 赵振宇,郭珍珍.基于量子粒子群算法的计算机通信网络路由选择优化方法[J].长江信息通信,2024,37(10):188-189.
- [2] 闫凯迪.基于深度学习的网络路由优化算法设计[J].电脑编程技巧与维护,2024(7):124-126.
- [3] 蔡家旭.基于机器学习的海上无线通信网络自适应路由优化研究[J].珠江水运,2024(12):8-10.
- [4] 陈锐,马潇,杜永红,等.基于粒子群优化算法的无线传感器网络路由方法设计[J].自动化与仪表,2024,39(8):137-140.
- [5] 赵峰.智能搜索算法在计算机网络动态路由优化中的应用[J].集成电路应用,2024,41(5):292-293.
- [6] 朱国晖,牛皎月,王丹妮.SDN网络中基于深度强化学习的动态路由算法[J].西安邮电大学学报,2022,27(6):1-6.
- [7] 李新宇.基于蚁群优化算法的无线传感器网络节能路由策略[J].移动通信,2024,48(10):144-148.
- [8] 贾倩楠.基于改进粒子群算法的水声通信网络路由优化方法[J].长江信息通信,2024,37(9):21-22.
- [9] 赵巍,葛菁,蔡久评.5G和数字孪生下的工业光纤通信网络路由优化[J].激光杂志,2024,45(8):115-119.
- [10] 崔浩,欧俊.基于蚁群优化的WSN动态路由算法[J].信息技术与信息化,2023(2):216-220.

## 【作者简介】

廖阔(1983—),男,重庆永川人,本科,研究方向:无线网络。

(收稿日期:2024-12-17 修回日期:2025-06-04)