

电缆隧道无线 Mesh 网络异常检测优化研究

范革新¹
FAN Gexin

摘要

无线 Mesh 网络在电缆隧道等复杂环境中的应用对网络的稳定性、异常检测精度和能效提出了更高的要求。文章提出了一种基于融合环境感知的异常检测优化框架,通过结合多源数据采集与融合、改进的聚类算法以及轻量化 LSTM 时序预测模型,提升了网络的异常检测能力。实验结果表明,融合感知方法相比传统阈值法在准确率、误报率和响应延迟方面表现更佳,同时吞吐量和能效也得到了显著提升。该框架在优化电缆隧道无线 Mesh 网络的性能和能效方面提供了有效的解决方案。

关键词

无线 Mesh 网络; 异常检测; 环境感知; LSTM 时序预测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.027

0 引言

无线 Mesh 网络是一种基于多跳路由、对等网络技术的新型无线网络,具有移动宽带的特性,能够自组网、自管理、自动修复和自我平衡的特性。这种网络架构使得无线 Mesh 网络具备了高度的灵活性和自适应能力,适用于复杂的环境,如电缆隧道中的无线通信^[1]。随着无线 Mesh 网络在各类工业和城市基础设施中的应用日益广泛,如何有效地提升其网络性能、稳定性和能效,特别是在环境干扰较大且拓扑变化频繁的场景中,成了重要的研究课题。本文提出了一种融合环境感知的异常检测优化框架,旨在解决无线 Mesh 网络中常见的异常检测难题,通过优化算法提升网络的检测精度、响应速度及能效,进一步增强网络的可靠性与稳定性。

1 电缆隧道无线 Mesh 网络特性与异常分析

1.1 隧道无线 Mesh 网络拓扑结构

电缆隧道中的无线 Mesh 网络通常采用多跳自组织的拓扑结构,各节点通过无线链路互相连接,形成一种灵活且可扩展的网络。与传统的星型或树型网络拓扑不同,Mesh 网络能够有效避免单点故障并提高网络的鲁棒性。在隧道环境中,Mesh 网络的自组织和自愈特性使得各个节点能够动态地调整路由路径,以确保数据在隧道内的可靠传输^[2]。由于隧道内部空间狭窄,节点部署受限且常处于复杂电磁环境中,Mesh 网络通过多跳通信机制来解决节点间的信号衰减问题,确保长距离数据传输的实现。同时,电缆隧道的结构特点导致网络拓扑在时间和空间上都存在动态变化,这使得 Mesh 网络具备了较强的适应性,能够应对信号遮挡、电磁干扰等环境挑战。

1.2 典型异常类型与成因

(1) 节点故障

节点故障通常由硬件损坏或能源耗尽引起。在隧道环境中,设备受到电磁干扰、高湿度和高温等因素的影响,导致节点无法正常工作,进而影响网络稳定性。此外,电池消耗和充电问题也会导致节点失效。及时检测和替换故障节点对于维持网络连通性至关重要。

(2) 链路中断

链路中断主要由电磁干扰和物理遮挡造成。在电缆隧道中,钢筋、混凝土及金属管道等会显著阻碍无线信号的传播,导致链路质量下降或丢失。此外,隧道中的电磁环境也会影响链路稳定性,增加数据传输的失败率和延迟。

(3) 数据异常

数据异常包括数据丢包、时延突增和流量异常。隧道环境中,信号衰减和干扰常导致数据包丢失,且温湿度等动态环境变化容易引起时延波动。拓扑变化或节点负载不均也可能引发流量异常,影响网络性能和数据传输质量。

1.3 异常检测难点

(1) 环境噪声干扰数据采集

在电缆隧道中,信号容易受到电磁干扰、机械振动和温湿度变化等环境噪声的影响,导致数据采集信号失真。为提高异常检测精度,必须采用抗噪声能力强的数据采集机制,如 Kalman 滤波算法进行信号去噪,滤除干扰,保证数据质量。

(2) 动态拓扑导致特征漂移

无线 Mesh 网络的动态拓扑变化(如节点增减和链路质量变化)会导致网络特征发生漂移,影响检测模型的稳定性和准确性。为此,需要采用自适应的异常检测机制,如基于 DBSCAN 和 LOF 算法的聚类方法,及时识别并处理这些变化。

1. 浙江方大通信有限公司 浙江杭州 310012

(3) 实时性与计算资源的平衡

异常检测要求高精度和实时性，但在计算资源有限的情况下，实时检测可能消耗过多资源^[3]。为解决这一问题，可以采用轻量级的检测算法（如轻量化 LSTM 时序预测模型）和多阈值动态调整机制，动态平衡检测精度与计算负载，提高系统效率。

2 融合环境感知的异常检测优化框架

2.1 系统总体架构

本研究提出的异常检测优化框架采用分层架构，结合多源数据采集与融合技术，旨在提高电缆隧道无线 Mesh 网络的异常检测精度与效率。系统架构分为 3 个主要层次：数据采集层、融合分析层和决策优化层。

(1) 数据采集层负责实时收集网络性能数据和环境感知数据。网络性能数据包括信号强度（RSSI）、吞吐量、误码率等，环境感知数据包括温湿度、气体浓度、振动等影响因素。

(2) 融合分析层对收集到的多源数据进行融合处理。通过 Kalman 滤波等方法对信号进行去噪，再结合特征级融合和决策级融合技术，提取有用的异常检测特征。

(3) 决策优化层基于融合后的数据进行异常检测，运用改进的聚类算法、轻量化 LSTM 时序预测模型和动态阈值调整机制，输出检测结果和网络优化策略。

图 1 为该系统的总体架构。

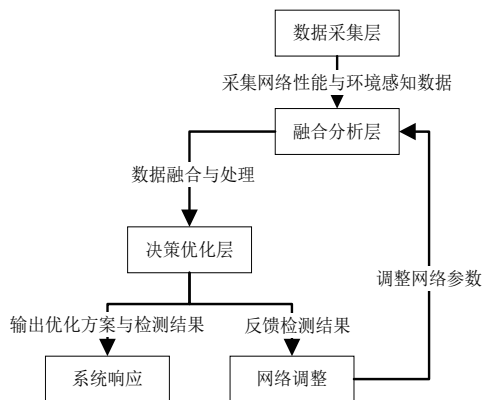


图 1 系统架构

2.2 多源数据采集与融合

电缆隧道无线 Mesh 网络的异常检测需要融合来自不同源的数据，包括网络性能数据和环境参数数据。多源数据的采集和融合是提高检测准确性和鲁棒性的基础。

(1) 网络性能数据采集

网络性能数据主要包括信号强度（RSSI）、吞吐量和误码率等。这些数据直接反映了网络的通信质量，通过实时采集这些参数，可以监测到网络的异常行为。例如，RSSI 值过

低可能表示节点与其他节点的通信质量差，吞吐量下降则可能指示链路故障或节点故障。

(2) 环境感知数据采集

环境感知数据包括温湿度、气体浓度、振动等，这些因素会对无线 Mesh 网络的性能产生重要影响。温湿度变化可能影响无线电波传播，而气体浓度和振动则可能指示设备故障或异常工作状态^[4]。通过传感器采集这些数据，可以提供关于隧道环境的额外信息，从而为异常检测提供更全面的支持。

(3) 数据融合方法

在数据融合过程中，首先应用 Kalman 滤波技术进行信号去噪，减少环境噪声对数据的干扰。Kalman 滤波是一种基于动态系统状态估计的递归算法，通过预测和更新步骤，能够从嘈杂的数据中提取真实信号。假设系统的状态由 x_k 表示，输入数据为 u_k ，则 Kalman 滤波的更新方程为：

$$\hat{x}_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k \quad (1)$$

式中： $\hat{x}_k$ 为滤波后的状态估计； A 为状态转移矩阵； u_k 为控制输入； w_k 为过程噪声。

此外，通过特征级融合和决策级融合的结合，系统能够将来自不同数据源的特征进行合并，得到一个统一的特征集供决策层进行异常检测。特征级融合主要通过加权平均、最大值或最小值等方法处理数据；而决策级融合则通过集成多个模型的输出，确保检测结果的准确性和一致性。

2.3 异常检测模型设计

(1) 基于改进聚类算法的初步筛选

为进行异常数据的初步筛选，采用改进的聚类算法，结合 DBSCAN（密度基聚类）与 LOF（局部离群因子）算法，以识别潜在的异常点。DBSCAN 能够根据数据点的密度特征进行聚类，而 LOF 则衡量每个数据点在其邻域中的密度，识别出局部密度低的离群点。LOF 算法的计算公式为：

$$LOF(p) = \frac{\sum_{q \in N_k(p)} \frac{lrd(q)}{lrd(p)}}{|N_k(p)|} \quad (2)$$

式中： $LOF(p)$ 点 p 的局部离群因子； $lrd(p)$ 是点 p 的局部密度； $N_k(p)$ 是点 p 的邻居集合； $|N_k(p)|$ 为邻居数量。较高的 LOF 值表示点 p 是异常点。

(2) 轻量化 LSTM 时序预测模型

LSTM（长短期记忆网络）被广泛应用于处理时序数据。为了适应电缆隧道无线 Mesh 网络中的实时检测需求，设计了轻量化 LSTM 时序预测模型。LSTM 能够有效捕捉时间序列数据中的长期依赖关系，尤其适用于预测信号强度、网络流量等时序数据。LSTM 的核心公式^[5]为：

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\begin{aligned} f_i &= \sigma(W_f \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_f) \\ o_i &= \sigma(W_o \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_o) \\ c_i &= f_i \cdot c_{i-1} + i_i \cdot \tanh(W_c \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_c) \\ h_i &= o_i \cdot \tanh(c_i) \end{aligned} \quad (3)$$

式中： i_i 、 f_i 和 o_i 分别为输入门、遗忘门和输出门； c_i 为单元状态； h_i 为隐状态。该模型能够通过分析历史数据预测未来的网络状态，提供准确的异常检测能力。

(3) 多阈值动态调整机制

由于电缆隧道的无线 Mesh 网络环境随时间和条件变化，系统需要灵活调整异常检测的阈值。提出的多阈值动态调整机制依据实时采集的环境参数（如温湿度、气体浓度、振动等）调整报警阈值。该机制确保了在不同环境条件下，异常检测能够保持较高的灵敏度与准确性。阈值动态调整的数学表达式为：

$$T_{\text{adjusted}} = T_{\text{base}} + \Delta T \cdot f(E) \quad (4)$$

式中： T_{adjusted} 为调整后的阈值； T_{base} 为基础阈值； ΔT 为阈值的调整量； $f(E)$ 为环境参数 E 对阈值调整的影响函数。

3 网络通信优化与资源分配策略

3.1 节点部署与通信半径优化

节点部署与通信半径的优化是电缆隧道无线 Mesh 网络设计中的关键环节，直接影响网络的稳定性、覆盖范围和通信效率。为了确保网络高效运行，节点布置需精确优化，最大限度减少信号干扰并保证通信质量。

(1) 节点布局优化

电缆隧道具有线性结构，节点布置需考虑隧道的长度、局部障碍物和电磁干扰等因素。目标是优化节点间的间距，确保网络覆盖并避免信号重叠导致干扰。在实际应用中，可以使用启发式算法或基于密度的优化方法来计算节点的最优距离，确保网络稳定性和数据传输效率。

(2) 通信半径的推导与优化

节点的通信半径受环境因素如电磁干扰、墙体材料和节点功率影响。为了优化通信性能，需要根据隧道环境调整通信半径。根据 CN113038508A 专利中的公式，计算节点间的几何距离来推导最优通信半径，确保信号覆盖最大化并减少干扰。通信半径公式为：

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_n)^2 &= \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - y_n)^2 \\ \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_n)(y_i - y_n) &= 0 \end{aligned} \quad (5)$$

式中： x_i 、 y_i 为节点 i 的坐标； x_n 、 y_n 为节点 n 的坐标。

该公式通过几何计算确定最优通信半径，避免信号重叠和干扰。在实际应用中，节点的发射功率可以根据环境变化动态调整，以保证最佳性能。

(3) 设备选择与技术细节

为了确保稳定通信，推荐使用 Ubiquiti NanoStation M5 路由器作为节点。该设备支持 5 GHz 频段，最大功率 25 dBm，并通过 10/100 Mbit/s Ethernet 接口与 24 V PoE 供电方式，提供最大 30 km 的覆盖范围，工作温度为 -30~75 °C。其高抗干扰能力和强信号穿透力使其成为隧道内无线 Mesh 网络的理想选择，确保网络的高效稳定运行。

3.2 动态路由协议设计

在电缆隧道无线 Mesh 网络中，由于拓扑结构的动态变化，设计高效的动态路由协议至关重要。节点加入、移除以及链路状态的变化都会影响网络性能，因此，需要能够快速适应这些变化的路由协议。

(1) 链路质量评估指标

链路质量评估是动态路由协议中的关键，通常采用 ETX（预计传输次数）和 LQI（链路质量指示器）来衡量链路质量。ETX 衡量链路的可靠性，值越低表示链路质量越好；LQI 则用于评估链路的稳定性，LQI 值越高表示链路越稳定。通过实时采集链路质量数据，网络可动态选择最优路径，避免低质量链路影响数据传输^[6]。

(2) Q-learning 动态路由优化

Q-learning 作为一种强化学习算法，可以帮助网络在拓扑变化时自动选择最佳路由。Q-learning 根据当前状态和动作的奖励来更新路由决策，适应网络的动态变化。Q 值更新公式为：

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha \left(R_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t) \right) \quad (6)$$

式中： $Q(s_t, a_t)$ 是在状态 s_t 下选择动作 a_t 的价值； R_{t+1} 是执行动作后的奖励； α 是学习率； γ 是折扣因子。通过不断更新 Q 值，网络能够选择最优路径。

(3) 协议优化实施细节

为确保 Q-learning 的有效性，需要设计合理的状态空间和动作空间。在电缆隧道网络中，状态空间可以包括节点的链路质量、网络负载和延迟等，动作空间则包括选择路径或调整传输策略。每次更新时，网络根据实时的链路质量和节点状态进行路由决策，以确保数据传输的效率和稳定性。

3.3 资源分配与能耗均衡

在电缆隧道无线 Mesh 网络中，节点的能耗管理至关重要。由于隧道环境中节点的能源有限，优化资源分配、降低能耗并延长节点寿命成为网络设计的核心目标。

(1) 异常检测任务优先级调度

无线 Mesh 网络中的任务具有不同优先级，异常检测任务应被赋予较高的优先级，以确保能够在资源受限时及时执行。通过优先级调度算法，重要任务能得到保障，而低优先级任务则可适当延后执行，从而优化资源利用。

(2) 休眠唤醒机制

节点可在闲置时进入休眠模式，仅在数据传输或任务

激活时唤醒。此机制根据网络负载和任务优先级动态调整，降低功耗。使用如 ESP32 微控制器的低功耗硬件，可以在休眠模式下将功耗降至 10 μ A，而在高负载时最大功耗为 240 mA。该设备支持 Wi-Fi 和蓝牙双模通信，极大提升能效并延长节点工作时间。

(3) 能耗均衡与负载分配

采用负载均衡算法，定期将任务合理分配给各节点，避免个别节点能耗过高。通过均匀分配计算任务，网络能效得到优化，从而最大限度延长节点的工作寿命和网络的稳定性。

4 实验与结果分析

4.1 实验环境与数据集

为了验证所提出的异常检测优化框架，实验在 NS-3 仿真平台上进行，并结合真实的电缆隧道监测数据集进行评估。实验使用了 Ubiquiti NanoStation M5 路由器和 ESP32 微控制器作为实验设备。Ubiquiti NanoStation M5 路由器支持 5 GHz 无线频段，最大功率为 25 dBm，并通过 24 V PoE 供电，最大覆盖范围可达 30 km（在开阔环境中），适合隧道中的高效稳定通信。ESP32 微控制器则提供 Wi-Fi 和蓝牙双模通信，具有低功耗特性，适用于节点的能效管理。实验数据集来自某地铁电缆隧道的监测系统，涵盖正常和异常场景数据，异常场景包括信号强度下降、链路中断及数据丢包等典型网络问题，提供了不同网络负载、环境干扰和设备故障情况下的实验数据。

4.2 性能评价指标

为了全面评估所提方案的性能，采用以下几个评价指标进行比较：（1）检测准确率：衡量模型正确识别异常的能力，准确率越高，表明模型检测异常的能力越强；（2）误报率：反映模型将正常情况误判为异常的比例，误报率越低，模型的鲁棒性越强；（3）响应延迟：从异常发生到系统作出反应的时间，低延迟对于实时监控系统至关重要；（4）网络吞吐量：衡量单位时间内传输的数据量，高吞吐量表示网络性能优越；（5）能耗均衡性：衡量节点之间能耗分布的均衡性，均衡的能耗分配有助于延长网络的工作寿命。

4.3 对比实验结果

为了验证所提方案的有效性，本文实验对比了传统阈值法、融合感知方法、基于机器学习的检测方法以及经典统计学方法（均值法）在异常检测中的表现。实验结果如表 1 所示。通过对比可以看出，融合感知方法在所有关键性能指标上均表现优异。与传统阈值法相比，准确率提升了 12 个百分点，误报率减少了 7%，响应延迟减少了 140 ms，吞吐量提升了 7 Mbit/s，能耗均衡性降低了 0.7 J，综合性能显著优于传统方法。与基于机器学习的检测方法相比，融合感知方法在准确率上有 4% 的提升，并且响应延迟明显降低，吞吐量和能耗均衡性也表现更佳。虽然机器学习方法具有较好的精确度，但它的计算复杂度较高，导致响应延迟较长且能耗较高。经

典统计学方法（如均值法）虽然计算简单，但准确率和误报率相较其他方法较低，且能效较差。整体来看，融合感知方法不仅在检测精度上表现优秀，还在响应速度、吞吐量和能效方面具有显著优势。

表 1 不同异常检测方法的对比实验结果

方法	准确率 /%	误报率 /%	响应延迟 /ms	吞吐量 /(Mbit·s ⁻¹)	能耗均 衡性 /J
传统阈值法	82	12	320	15	2.5
融合感知方法	94	5	180	22	1.8
基于机器学习的 检测方法	90	8	200	18	2.2
经典统计学方 法（均值法）	85	10	250	16	2.4

5 结论

本文提出了一种基于融合环境感知的异常检测优化框架，旨在提升电缆隧道无线 Mesh 网络的稳定性、检测精度和能效。通过对比不同的异常检测方法，实验结果表明，融合感知方法在准确率、误报率、响应延迟、吞吐量和能耗均衡性方面均优于传统阈值法及其他常见技术。尤其在实时监控应用中，融合感知方法能够快速响应网络异常，优化网络性能，同时有效降低能耗，延长节点的工作寿命。这些成果表明，所提出的优化框架能够显著提升电缆隧道无线 Mesh 网络的整体性能，为实际应用提供了有效的解决方案。

参考文献：

[1] 李璐鹏. 基于无线 Mesh 网络的应急救援通信保障研究 [J]. 现代传输, 2024(6): 51-54.

[2] 尹凤杰, 丁鑫茹. 动态环境下无线 Mesh 网络的路由器节点部署 [J]. 辽宁大学学报 (自然科学版), 2024, 51(4): 368-378.

[3] 欧阳志建. 基于改进麻雀搜索算法的无线 Mesh 网络信道分配优化 [J]. 无线互联科技, 2024, 21(18): 126-128.

[4] 顾浩, 李侍阳, 朱晓荣. 任务驱动的立体无线 Mesh 网络多维资源智能协同算法研究 [J/OL]. 物联网学报, 1-12[2025-07-10]. <https://link.cnki.net/urlid/10.1491.TP.20240912.1158.002>.

[5] 王宇翔. 基于无线 Mesh 网络的负载均衡关键技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2024.

[6] 戴航. 基于物联网无线 Mesh 网络的用电采集终端监测系统设计与应用 [D]. 广州: 华南理工大学, 2022.

【作者简介】

范革新（1967—），男，浙江东阳人，本科，研究方向：通信网络建设、通信网络维护与优化、ICT 集成与服务等。

（收稿日期：2025-04-29 修回日期：2025-09-16）