

基于人工智能的家庭宽带终端故障预测与主动运维研究

张子樵¹

ZHANG Ziqiao

摘要

随着双千兆网络建设的深入推进，家庭宽带用户规模持续增长，终端设备光猫、路由器等稳定运行直接影响用户网络体验。传统被动运维模式存在故障响应滞后、定位效率低、人力成本高等突出问题。文章针对家庭宽带终端故障诱因复杂、数据时序性强、样本不平衡等特点，提出一种基于注意力增强与动态门控 LSTM (AEDG-LSTM) 的故障预测算法，并构建了端到端的主动运维体系。该算法通过多维度数据采集构建特征集，引入注意力机制强化关键故障特征权重，设计动态门控单元优化时序依赖捕捉能力，结合 SMOTE 算法解决样本不平衡问题。实验结果表明，AEDG-LSTM 算法故障预测准确率达 94.1%，显著优于传统方法。基于该算法的主动运维体系可将故障修复时间缩短 45% 以上，有效提升运维效率与用户满意度。

关键词

人工智能；家庭宽带终端；故障预测；主动运维；AEDG-LSTM；注意力机制

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.036

0 引言

截至 2025 年，我国家庭宽带用户数已突破 6.86 亿户，光纤接入率超 98%，终端设备无线路由器等作为用户接入网络的“最后一公里”关键节点，其稳定性直接影响用户感知^[1]。随着 VR、3D 视频和超高清视频业务的普及，家庭用户对高带宽、高质量宽带业务的需求不断提升^[2]。传统运维模式以用户报修 - 人工排查为主，平均响应时间超 2 h，故障定位准确率较低，难以满足用户对网络“零感知中断”的需求^[3-5]。

主动运维是解决上述问题的有效方法，其核心是通过技术手段提前预测故障并主动处置，而 AI 技术是实现这一目标的关键^[6]。当前研究存在三方面局限：一是故障预测多依赖单一阈值或基础机器学习模型，如 SVM、随机森林，难以捕捉终端运行数据的时序关联性；二是终端故障样本占比低，通常不足 5%，模型易偏向无故障预测，漏报率高；三是未形成预测 - 诊断 - 处置的闭环运维机制，预测结果落地性差。

因此，本文提出了一种系统性的解决方案：一是构建了多维度数据采集体系，覆盖终端状态、性能与环境参数；二是设计了 AEDG-LSTM 算法，利用注意力增强和动态门控优化机制使得预测精度提高了；三是结合了智能工单系统与远程控制模块，形成了主动运维闭环。

1 基于 AEDG-LSTM 的家庭宽带终端故障预测与主动运维

1.1 总体架构

总体架构如图 1 所示，该系统有 4 个层级，分别为数据

采集层、数据处理层、模型预测层、主动运维层。

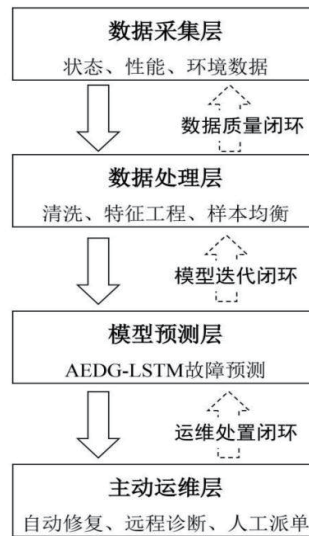


图 1 系统的总体架构图

(1) 数据采集层：终端内置了传感器采集的三类数据如下：①状态数据，包括光功率、电压、各个模块的温度；②性能数据，包括上下行速率、丢包率、时延等指标；③环境数据，有周边湿度、散热孔遮挡的状态等。为了时序连续性，将采集频率定为 2 min 一次。

(2) 数据处理层的作用是完成数据清洗以及特征工程与样本均衡。特征工程构建了三种特征：一是基础特征，即原始指标；二是衍生特征，比如 1 h 温度变化斜率、流量波动率等；三是关联特征，比如高温 - 低光功率耦合特

1. 中国移动通信集团湖北有限公司 湖北武汉 430000

征。同时为了平衡正负样本，解决故障样本不多的问题，把 SMOTE 过采样与 ENN 欠采样结合。

(3) 模型预测层：本层建立了 AEDG-LSTM 算法，实现了故障提前 1~2 h 的预警，还可以输出故障类型的概率分布，例如光衰超标的概率 75%、设备过热的概率 20%。

(4) 主动运维层是凭借前面的预测的结果引发了三级处置：一是自动修复，远程重启、调优参数；二是远程诊断，技术人员通过远程自行排查；三是人工派单，系统自动生成故障定位和处理建议的工单。

1.2 AEDG-LSTM 算法的结构

长短期记忆网络 (LSTM) 是一种循环神经网络，是为了解决一般 RNN 存在的长期依赖问题专门设计的，关键在于引入了门控机制，遗忘门、输入门、输出门和细胞状态，通过结构控制信息的遗忘、更新及输出，进而解决了一般 RNN 有的梯度消失或者是爆炸问题。这一特性使得 LSTM 非常适合用于时间序列预测、自然语言处理^[7-9]。

但是基础的 LSTM 算法在终端故障预测中也有不足之处：(1) 对关键特征的关注度不足，比如故障前 30 min 的温度骤升；(2) 遗忘门和输入门的参数比较固定，较难适应终端运行状态的变化。所以，本研究在注意力增强与动态门控两方面进行了改进。

注意力增强与动态门控长短期记忆网络 (attention-enhanced and dynamic gating long short-term memory, AEDG-LSTM) 的算法结构分为特征注意力层、动态门控 LSTM 层、输出层三个部分。

(1) 特征注意力层

根据输入特征集中不同指标对故障影响的权重不同，例如设备温度对过热故障的影响是远高于 Wi-Fi 信号强度的，设计了一种特征注意力机制。依据输入的特征矩阵 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ ，借助全连接层与 Softmax 函数计算特征的注意力权重 a_i ：

$$a_i = \text{softmax}(W_a \cdot \tanh(U_a \cdot x_i + b_a)) \quad (1)$$

式中： W_a 、 U_a 是权重矩阵； b_a 是偏置项。加权后的特征向量为 $\hat{x}_i = a_i \cdot x_i$ 。

(2) 动态门控 LSTM 层

在遗忘门 F_t 和输入门 I_t 中加入了动态调整因子 λ_t ， λ_t 是根据当前时刻输入特征的波动强度来定的，波动越大， λ_t 值也越大，说明模型对近期数据的关注度就更高：

$$\lambda_t = \text{sigmoid}(\text{std}(x_t) \cdot k) \quad (2)$$

式中： $\text{std}(x_t)$ 是 t 时刻输入特征的标准差； k 是调节系数。动态遗忘门与输入门计算公式为：

$$F_t' = F_t \cdot (1 + \lambda_t) \quad (3)$$

$$I_t' = I_t \cdot (1 + \lambda_t) \quad (4)$$

通过动态门控的这个改变，该模型可以自适应调整对历史信息的遗忘速度与当前信息的接收强度，使复杂场景的时序依赖捕捉能力提高了。

(3) 输出层

本文利用 Softmax 函数输出了故障类型的概率分布，同时结合了阈值判断，设置了预警概率 $\geq 80\%$ 即触发预警，得到最终的预测结果。

1.3 主动运维闭环的流程

(1) 故障的分级：依据故障类型预测将其分为三个等级，P0 是紧急故障，比如断网；P1 是严重故障，比如速率骤降；P2 是轻微故障，例如偶发丢包。

(2) 自动处置：轻微故障 P2 先是触发自动修复，例如 Wi-Fi 信号弱的时候可通过远程调整信道，成功率大约 72%。

(3) 人工介入：自动修复没成功的 P2、P0 及 P1 故障，系统自动生成有故障概率分布和历史处置方案的工单，并且派单到运维人员。

(4) 结果的反馈：所有处置完成后，将数据回传至模型层，用于模型的迭代优化，每周进行一次更新。

2 实验与案例分析

2.1 实验数据

本次实验采集了某省级运营商 1 万余户的家庭宽带终端的状态数据、性能数据及环境数据三方面的数据。该数据集包括了 15 类常见故障，例如光衰超标、设备过热、Wi-Fi 异常、接触不良等，每个故障样本有前 2 h 的时序数据，每 2 min 采一次样。

2.2 实验设置

本实验将本文算法 AEDG-LSTM 与阈值判断法、SVM、XGBoost、LSTM、GRU、Attention-LSTM (仅含注意力机制) 在同一预处理流程、同一条件下进行对比，评价其在准确率、召回率、 F_1 值方面的差别。

2.3 实验结果

2.3.1 不同模型对比

根据表 1 实验数据，本文提出的 AEDG-LSTM 模型在家庭宽带终端故障预测任务中表现最优，准确率达到 94.1%，召回率为 92.7%，显著优于其他对比模型。AEDG-LSTM 较高的召回率，表明其对故障样本的识别能力更强，漏报率低，这得益于动态门控单元。与基础 LSTM 相比，AEDG-LSTM 在各项指标上均有一定提升，证明引入注意力机制和动态门控机制能够有效增强模型对关键特征的捕捉能力和序列建模

能力。同时 Attention-LSTM 性能优于基础 LSTM 但弱于 AE-DG-LSTM，也证明了动态门控对时序动态性的适配价值。

表 1 不同模型性能对比

模型类型	单位：%		
	准确率	召回率	F_1 值
阈值判断法	73.2	69.5	71.3
SVM	82.1	78.3	80.2
XGBoost	86.5	83.7	85.1
GRU	88.9	85.2	87.0
LSTM	90.3	87.9	89.1
Attention-LSTM	92.5	90.1	91.3
AEDG-LSTM	94.1	92.7	93.4

2.3.2 样本均衡与特征工程影响

为明确 AEDG-LSTM 各核心组件的作用，设计消融实验，逐一移除组件后训练模型，对比性能变化如表 2 所示。

表 2 消融实验结果

实验设置	单位：%		
	准确率	召回率	F_1 值
AEDG-LSTM	94.1	92.7	93.4
无 SMOTE-ENN	90.5	78.2	83.9
无特征注意力	91.8	89.3	90.5
无动态门控	92.6	90.2	91.4

从表 2 数据可得出，未采用 SMOTE-ENN 时，召回率骤降 14.5%，说明样本均衡对故障预测至关重要。移除特征注意力或动态门控后， F_1 值略有下降，验证了两者的独立贡献。

2.3.3 主动运维效果

基于 AEDG-LSTM 的主动运维体系在某运营商 2 万用户中试点 3 个月，对比试点前后的运维关键指标。

从表 3 数据可知，主动运维体系的终端故障主动发现率达 89%，平均故障修复时间缩短了 45.3%，用户投诉量下降 40%。

表 3 主动运维试点效果对比

运维模式	故障主动发现率/%	平均故障修复时间(MTTR)/min	自动修复成功率/%	用户投诉量/(件·万户 ⁻¹ ·月 ⁻¹)
试点前 (被动运维)	12	150	35	42
试点后 (主动运维)	89	82	72	25

本体系根据故障等级 P0、P1、P2 触发差异化处置流程，不同等级故障的处置效果如下：

(1) P2 级，轻微故障：72% 通过自动修复解决，远程

调整参数、重启模块等，平均处置时间仅 8 min。

(2) P1 级，严重故障：30% 自动修复，70% 远程诊断后派单，平均处置时间 45 min——较试点前（平均 120 min）缩短 62.5%。

(3) P0 级，紧急故障：15% 自动修复，85% 生成带定位信息的工单，派单准确率达 93%，运维人员可直接携带对应备件，平均处置时间 98 min——较试点前（平均 180 min）缩短 45.6%。

2.3.4 典型案例说明

(1) 设备过热故障主动预警

某用户终端连续 30 min 温度以 0.8℃/min 速率上升，从 42℃ 升至 66℃，AEDG-LSTM 提前 42 min 预测设备过热故障，预警概率 91%，系统自动触发散热优化指令，调整终端风扇转速、降低非必要模块功耗，15 min 后温度降至 52℃，故障未实际发生，用户无感知。

(2) 光衰超标故障主动处置

某用户终端光功率持续波动，系统预测光衰超标故障，预警概率 88%，远程诊断发现为光纤接头轻微氧化，生成工单时附带接头清洁处置建议，运维人员携带专用清洁剂上门，15 min 修复，较传统用户报修后排查 2 h 大幅提升效率。

此外，为验证模型的稳定性，将其连续运行 30 天，准确率波动仅 ±0.8%，无明显性能衰减，这是因为每周基于新运维数据进行增量训练，使模型持续适配终端运行状态的变化。

上述实验结果表明：AEDG-LSTM 算法通过特征注意力增强与动态门控优化，解决了传统模型对关键特征关注不足、时序动态性适配差的问题，在家庭宽带终端故障预测中能够更准确地识别潜在故障状态，为实现高效的主动运维提供了可靠的技术支持；SMOTE-ENN 样本均衡、特征注意力层、动态门控单元是算法性能的核心支撑，三者协同解决了样本不平衡、特征权重分散、时序动态性适配差等关键问题；基于该算法的主动运维体系可将故障主动发现率提升至 89%，MTTR 缩短 45.3%，有效降低运维成本并提升用户体验，具备实际落地价值；该体系具有良好的稳定性，且扩展性强，模型通过增量训练支持新增故障类型。

3 结论与展望

本文提出的基于 AEDG-LSTM 算法的家庭宽带终端故障预测与主动运维方案，通过多维度数据采集、算法优化与闭环运维设计，实现了终端故障的精准预测与高效处置。实验结果表明，该方案故障预测准确率达 94.1%，可显著缩短故障修复时间、降低运维成本，显著提高了用户满意度，增强了运营商市场竞争力，为家庭宽带网络的智慧运维提供了可行路径。

飞机机翼柔性装配生产线运行状态智能监测方法

赵旺旺¹

ZHAO Wangwang

摘要

表征装配精度劣化的早期故障特征能量微弱,易被生产线强背景噪声和多重物理场耦合干扰淹没,呈现非高斯、非线性特性。常规方法难以从高维融合信号中稀疏化表征故障敏感特征,且无法有效解耦特征与多种工况扰动,导致监测准确性不足。为此,文章提出了一种飞机机翼柔性装配生产线运行状态智能监测方法。通过多模态传感器网络实时采集数据,采用软阈值去噪和线性补偿方法抑制干扰与传感器漂移,并对高关联性的数据进行融合。从时域和频域两个维度挖掘生产线状态特征,时域上计算信号的峭度与偏度以捕捉瞬态冲击与分布形态异常;频域上通过傅里叶变换提取功率谱密度以识别周期性故障成分。以挖掘的稀疏化特征为数据基础评估各特征变异程度并计算信息熵,采用核基变化点检测方法确定信息熵权重,通过加权求和计算健康分数。将其与正常运行临界指数范围比较后确定生产线运行状态,实现智能监测。实验结果表明,该方法对飞机机翼柔性装配生产线状态监测效果显著,决定系数稳定在0.7以上,监测结果与实际状态拟合良好,准确性与可靠性较高。

关键词

飞机机翼; 柔性装配生产线; 运行状态; 智能监测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.037

0 引言

航空制造业作为现代技术应用的主要领域,其技术水平在一定程度上能够反映国家的综合实力,尤其是在信息化空

前发展的大背景下,对新型飞机的使用寿命和性能提出了更高的要求,其中,飞机机翼作为飞机关键部件,其装配质量直接影响飞行安全与性能。飞机机翼柔性装配生产线具备高度的灵活性与适应性,可满足多种型号机翼的装配需求,然而,该生产线结构复杂且工艺环节较多,在运行过程中容易

1. 中航西安飞机工业集团股份有限公司 陕西西安 710089

未来的研究一方面可进一步对算法进行优化创新,探究出更精准的时序预测模型及更强大的多模态融合技术;另一方面可以引入数字孪生技术,构建虚拟的网络镜像,进而得到更加准确的模拟与预测。

参考文献:

- [1] 2025 年前 7 个月通信业经济运行情况 [J]. 通信企业管理, 2025(9): 13-14.
- [2] 刘文婷,卫峰,徐昶,等.基于多模态大语言模型的宽带装维智能体构建及实现 [J]. 电信工程技术与标准化, 2025, 38(8):35-43.
- [3] 赵立荣.基于大数据技术的宽带维护效率提升策略 [J]. 通讯世界, 2025, 32(7):46-48.
- [4] 刘文婷,徐昶,朱茂中,等.基于 AI Agent 技术实现宽带故障的智能诊断应用研究 [J]. 电信工程技术与标准化, 2025, 38(5): 30-36.

- [5] 谭瑛,黄彬,关俊波,等.基于 5G 消息和深度学习的宽带故障排查方案研究 [J]. 广西通信技术, 2022(3):26-29.
- [6] 吴威.基于问题主动感知的家庭宽带质量智能运维研究与实践 [J]. 数字通信世界, 2024(4):70-72.
- [7] 吴磊,顾华,姚一鸣,等.基于增强灰狼优化 LSTM 神经网络的火电机组 SCR 脱硝反应器建模 [J]. 热力发电, 2025, 54(11):136-141.
- [8] 吴明慧,侯凌燕,王超.面向预测的长短时神经网络记忆增强机制 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(21):109-115.
- [9] 魏波.基于 LSTM 的大规模网络流量异常行为检测方法 [J]. 工业控制计算机, 2025, 38(8):89-91.

【作者简介】

张子樵(1979—),男,湖北武汉人,本科,高级工程师,研究方向:互联网业务、家庭终端、大数据应用、人工智能等。

(收稿日期:2025-09-01 修回日期:2026-04-07)