doi:10.13756/j.gtxyj.2026.250331.
光通信系统与网络技术
粟梦涵,唐成喆,段施奇,等. 无源光网络物理层硬件身份识别方法与验证[J]. 光通信研究,2026(5):86-90.
Su M H, Tang C Z, Duan S Q, et al. Physical-Layer Hardware Identity Recognition and Validation in Passive Optical Networks[J]. Study on Optical Communications, 2026(5):86-90.

无源光网络物理层硬件身份识别方法与验证

粟梦涵[1],唐成喆[2],段施奇[1],徐惠三[1],梅 宁[1],艾 波[1],兰泳文[1],程孟凡[2]
(1. 国网湖北直流公司,湖北 宜昌 443005; 2. 华中科技大学 光学与电子信息学院,武汉 430074)

摘要:【目的】为实现无源光网络(PON)多用户场景下合法光网络单元(ONU)的高效身份识别,文章提出一种基于设备物理指纹的认证方案。【方法】利用信号中蕴含的硬件制造差异,设计了一种近似眼图的特征提取方法,并结合卷积神经网络(CNN)进行识别。同时采用小波变换特征提取方法作为对比。实验中,基于现场可编程门阵列(FPGA)板卡与光收发模块,分别搭建了8个ONU的少用户PON网络和32个ONU的多用户PON网络,通过高速示波器采集信号数据。两种特征提取方法均采用相同结构的CNN进行训练与识别。【结果】在少用户场景下,两种方法的平均识别准确率均接近100%,可实现对合法用户的高精度身份认证;在多用户场景下,小波变换方法的平均识别准确率显著下降至58%,而近似眼图方法仍保持98.45%的高准确率,且在计算复杂度上优于小波变换方法。【结论】基于设备物理指纹的认证方案能够有效识别PON网络中的合法ONU,其中近似眼图特征提取方法在多用户场景下表现出更高的识别精度与计算效率,适用于实际网络环境的高效身份认证。

关键词:身份认证;物理层安全;硬件指纹;神经网络
中图分类号:TN929 **文献标志码**:A

Physical-Layer Hardware Identity Recognition and Validation in Passive Optical Networks

SU Menghan[1], TANG Chengzhe[2], DUAN Shiqi[1], XU Huisan[1], MEI Ning[1], AI Bo[1], LAN Yongwen[1], CHENG Mengfan[2]
(1. State Grid Hubei Direct Current Company, Yichang 443005, China; 2. School of Optical and Electronic Information, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract:【Objective】To achieve efficient identification of legitimate Optical Network Units (ONU) in multi-user scenarios of Passive Optical Networks (PON), this paper proposes an authentication scheme based on device physical fingerprints.【Methods】Exploiting hardware manufacturing differences hidden in the signals, a feature extraction method based on approximate eye diagrams was designed and combined with a Convolutional Neural Network (CNN) for recognition. For comparison, a wavelet transform-based feature extraction method was also employed. In the experiments, an 8-ONU small-scale PON network and a 32-ONU large-scale PON network were constructed using a Field-Programmable Gate Array (FPGA) board and optical transceiver modules. Signal data were captured with a high-speed oscilloscope, and both feature extraction methods were trained and tested using CNNs with identical structures.【Results】In the small-scale scenario, both methods achieved an average recognition accuracy close to 100%, enabling high-precision authentication of legitimate users. In the large-scale scenario, the wavelet transform method showed a significant drop in accuracy to 58%, whereas the approximate eye diagram method maintained a high average accuracy of 98.45% with lower computational complexity compared to the wavelet transform method.【Conclusion】The proposed authentication scheme based on device physical fingerprints can effectively identify legitimate ONUs in PON networks. The approximate eye diagram-based feature extraction method exhibits superior recognition accuracy and computational efficiency in multi-user scenarios, making it suitable for efficient authentication in practical network environments.

Key words: identity authentication; physical layer security; hardware fingerprinting; neural network

0 引 言

光接入网安全关系到通信系统的可靠运行。作为主流接入技术,无源光网络(Passive Optical Network, PON)广泛应用于宽带与专线业务,但在多用户场景下仍面临光网络单元(Optical Network Unit, ONU)身份认证风险[1-3]。传统依赖序列号或密码的认证机制难以抵御伪装与资源滥用等攻击,且大规模部署维护成本高、效率低。与传统机制相比,基于设备物理指纹的身份认证能在物理层实现设备唯一性识别,从源头提升网络安全性。该类方法利用制造过程形成的不可复制物理特性作为指纹特征,

收稿日期:2025-10-19; 修回日期:2025-11-11; 纸质出版日期:2026-10-10
基金项目:国家自然科学基金资助项目(62175077)
作者简介:粟梦涵(1995-),女,湖北建始人。工程师,硕士,主要研究方向为光通信与电力通信。
通信作者:程孟凡,教授。E-mail:chengmf@hust.edu.cn
© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

具有天然的防伪与抗克隆能力。硬件指纹技术最早应用于射频领域[1]，并在后续研究中不断发展成熟[4-7]。近年来，该技术逐步引入光通信领域。研究人员在充分考虑现有网络架构兼容性的基础上，围绕传输信号的时域波形特征开展一系列物理层指纹识别研究[8-11]。此外，为进一步提升识别精度与稳定性，基于信号光谱特征的多种硬件指纹方法也相继被提出[12-14]。

但已有方案多针对少用户或固定场景，在大规模 PON 环境中存在兼容性不足、开销较高等问题。为此，本文面向多用户场景提出一种物理层硬件身份识别方法，基于传输信号构建近似眼图特征，仅依赖时域信息，与现有网络架构高度兼容；且特征提取与识别算法复杂度低，能保证识别精度的前提下，实现高效轻量化的 ONU 身份认证。

1 总体方案设计

PON 上行方向采用多点到点（Multi-point-to-Point，MP2P）配置（如图 1 所示）。ONU 通过时分复用（Time Division Multiplexing，TDM）方式，在公共信道的分配时隙内向光线路终端（Optical Line Terminal，OLT）发送信号，实现共享信道的有序传输与稳定运行。接收端 OLT 依据分配时隙区分不同 ONU 的信号，而这些上行信号在物理层天然携带各自 ONU 的硬件指纹信息，可据此实现 ONU 身份识别与认证。

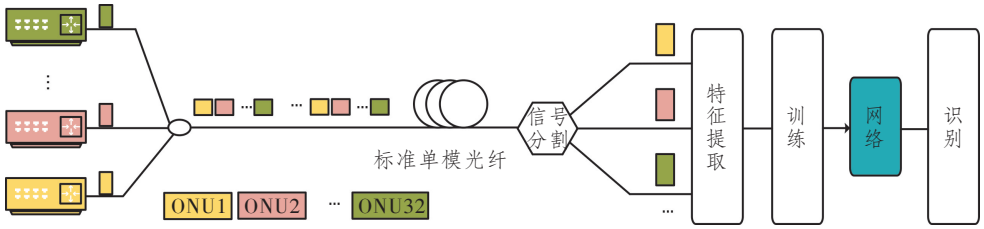


图 1 基于硬件指纹的识别方案原理图

Figure 1 Schematic of the hardware fingerprint-based recognition scheme

基于硬件指纹的身份认证方案通常依托机器学习实现，其核心流程包括物理层特征提取与分类识别两部分。不同方案的差异主要体现在特征提取策略和分类模型设计上。相比传统方法，本文所提方案直接利用时域信号特征进行身份识别，无需额外检测模块或辅助硬件，可在现有 PON 架构中无缝集成，有效简化了系统实现过程，并与现网结构保持良好的兼容性，具备较高的工程应用价值。

1.1 低复杂度的特征提取方法

近似眼图的设计理念源于传统眼图，其承载信息与传统眼图高度相似。传统眼图可反映符号间串扰、噪声水平等传输性能指标，还包含硬件特性和系统差异相关的关键特征，如发射机波形的参数容差、信道长度差异导致的幅度变化以及不同 ONU 之间的相对时延，这些特征对物理层身份识别至关重要。然而，直接将完整眼图作为神经网络输入将带来较大的存储和计算开销。因此本文提出了近似眼图特征提取方法：将采样得到的时域信号序列按固定长度重构为二维矩阵（100×100），无需滤波、插值或周期叠加操作。通过二维表示保留信号的时序相关性和幅度微扰特征，实现特征提取的简洁高效，特征提取示意图如图 2 所示。

与小波变换等传统方法相比，近似眼图避免了多尺度分解和频域运算，大幅降低了计算复杂度和硬件实现负担；同时二维卷积处理可保留与传统眼图相似的关键特征，使神经网络能有效捕捉硬件指纹差异。因此，近似眼图方法兼具特征有效性与计算高效性，适用于大规模多用户 PON 场景的物理层身份识别。

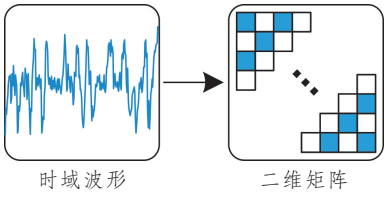


图 2 特征提取示意图

Figure 2 Feature extraction diagram

1.2 卷积神经网络结构及训练参数设置

本文采用的卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）结构如图 3 所示，由以下层次结构构成：输入层接收 100×100 像素的单通道灰度图像输入，首层通过批归一化预处理以加速网络训练收敛。网络主体含三组特征提取模块：第一模块采用双路 3×3 卷积核（8 通道数），每层卷积后接批归一化层和 LeakyReLU 激活层；第二模块在双路 3×3 卷积（16 通道数）后引入 2×2 最大池化层，实现特征降维；第三模块通过双路 3×3 卷积（32 通道数）进一步提取特征，并再次进行 2×2 最大池化。最终网络

层包含 Dropout 正则化层抑制过拟合，全连接层将特征映射至 32 维分类空间，通过 Softmax 概率归一化后由分类层输出预测结果。

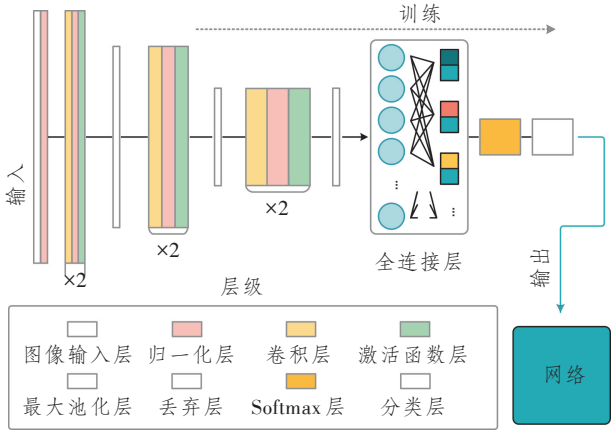


图 3　CNN 结构图

Figure 3　CNN architecture diagram

CNN 训练流程如图 4 所示。特征提取处理后的数据样本被划分为训练集、验证集和测试集三部分，其中，训练集与验证集合计占总数据量的 80%（比例 9∶1，即训练集 72%，验证集 8%），剩余 20% 数据为测试集保留。训练关键超参数设置如下：采用随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent with Momentum，SGDM）作为优化算法，训练轮次（epoch）设定为 20 次，以确保模型能够充分训练并避免过拟合。此外，初始学习率设置为 0.01，并在每经过 10 个训练轮数后通过分段学习率策略进行调整（学习率衰减为原来的 0.1），提高训练过程中的收敛速度和稳定性。当模型在验证集上的性能达到收敛或满足预设停止条件时，固定网络参数。在测试阶段，将测试集输入已训练完成的 CNN 模型，得到分类判决结果，并据此计算平均识别准确率（Average Recognition Accuracy）作为最终性能指标。

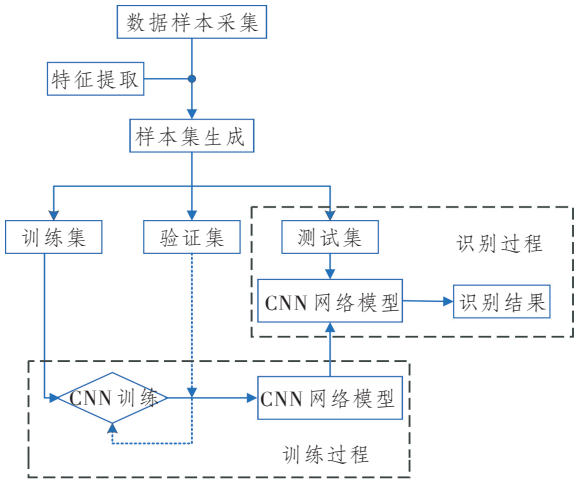


图 4　神经网络训练流程图

Figure 4　Neural network training flowchart

2　实验验证及性能结果分析

为验证方案的性能，搭建实验环境如图 5 所示。采用 8 个现场可编程门阵列（Field-Programmable Gate Array，FPGA）开发板来控制 32 个 1 310 nm 的商业 ONU 模块。传输信号设置为 10 Gbit/s 速率的开关键控（On-Off Keying，OOK）调制格式的伪随机二进制序列（Pseudo-Random Binary Sequence，PRBS），PRBS 阶数预设为 31。数据采集阶段从 10 个时间节点分别控制 32 个 ONU 依次单独发送信号，经耦合器后，由光电探测器（Photodetector，PD）将光信号转换为电信号，示波器（Oscilloscope，OSC）接收模拟波形进行采样，采样率设置为 50 GSa/s。考虑到实验所使用的接收模块灵敏度约为−15 dBm，经过 1×32 耦合器后，接收端实际光功率约为−19 dBm，信噪比（Signal-to-Noise Ratio，SNR）低于商用光接收设备。为保证采样稳定性和实验可控性，实验采用背靠背（Back-to-Back）结构，光纤长度仅为数米，但在 SNR 条件上能够有效模拟典型 PON 系统的通信环境，从而充分验证方案在实际网络条件下的识别性能。

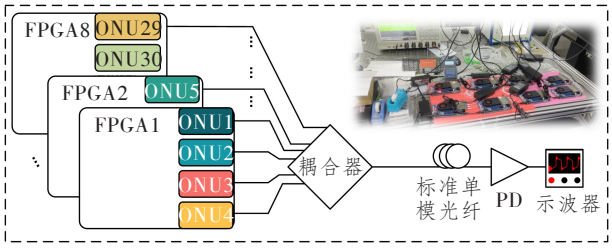


图 5　实验环境设置示意图

Figure 5　Experimental Setup Diagram

数据采集后，对采集到的数据进行了特征提取。除采用本文提出的近似眼图特征提取方法外，还引入小波变换进行对比分析。小波变换可揭示信号的时频特征，常被称为信号的“放大镜”，可将信号分解为高频和低频分量，其中高频分量主要反映信号的细节信息，低频分量主要反映信号的整体轮廓。通过小波变换对信号进行重构，是当前基于硬件指纹的 ONU 识别方案中表现较为优越的特征提取方法。小波变换的参数设置与文献[3]中的最优设置一致：选用 Db5 小波基，进行两级分解，第一层分解得到的低频分量和高频分量分别作为第二层分解的输入，随后将各级分解得到的低频和高频分量进行重构。将两种特征提取方法分别应用于原始数据后，再送入结构相同的神经网络进行训练，并利用测试集进行分类，从而获得平均识别准确率。

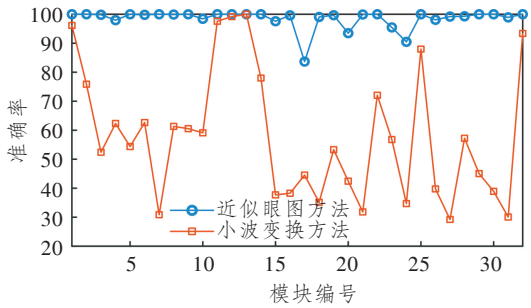


图 6 多用户场景下识别准确率对比图

Figure 6 Comparison of recognition accuracy in multi-user scenarios

使用每种特征提取方法分别训练了 8 分类和 32 分类的神经网络，以模拟少用户场景和多用户场景。实验结果如表 1 所示。少用户场景下，采用小波变换进行特征提取得到的神经网络平均识别准确率为 98.21%，而采用近似眼图特征提取得到的神经网络平均识别准确率为 99.47%，略高于小波变换，二者均能实现较高的识别准确率。在多用户场景下，基于小波变换的神经网络平均识别准确率降至 58%，出现明显性能劣化，已无法有效完成分类任务；而基于近似眼图的神经网络仍能保持 98.45% 的平均识别准确率，实现高精度识别。

表 1 实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results

	小波变换	近似眼图
少用户场景	98.21%	99.47%
多用户场景	58%	98.45%

由文献[8]中结果可知，小波变换重构信号时，单独使用高低频分量效果差，结合高低频分量虽优于原始时域信号，但硬件差异会导致的信号损伤分布于各频域，通过小波变换获得高低频重构分量的结合虽一定程度上提升了特征空间大小，但依旧有限。不同于小波变换着力于频域处理数据，近似眼图的特征提取方式仅在时域上对数据进行重构。同时神经网络的二维卷积使得重构后的时间序列矩阵具有眼图相似的信息。另外，虽然重构一维时间序列生成近似眼图的操作本身并没有“提取”特征，但它将时序数据重新组织为二维矩阵，使得原本一维的信号在排列上形成了一种空间结构。CNN 在处理二维数据时能自动学习局部模式和相关性，从而在一定程度上捕捉到信号中的内在特征。实验结果也验证了这种特征提取方式的有效性，同时不同于其他特征工程，这种方法只需要简单的重构操作，降低了算法实现的复杂度和前期处理时间。与现有方案对比如表 2 所示[8-14]，本文方法在识别准确率保持一致甚至更优的情况下，显著提升了可识别设备数量，并大幅降低结构及计算复杂度。

表 2 与现有方案的性能对比

Table 2 Performance comparison with existing methods

	分类数量	识别准确率	结构及计算复杂度
文献[8]	4	97.41%	低
文献[9]	4	99.25%	中
文献[10]	4	99.00%	中
文献[11]	10	96.04%	较高
文献[12]	8	97.80%	较高
文献[13]	8	98.54%	中
文献[14]	8	99.00%	高
本文工作	8|32	99.47%|98.45%	低

3 结束语

本文提出了一种面向多用户 PON 的近似眼图物理层身份识别方法，实验结果表明，该方法能稳定提取具有显著区分度的物理层特征，在多用户识别场景中保持可靠且一致的识别性能，且与现有网络架构兼容性良好，特征提取流程简洁高效，能显著降低计算开销，满足实际网络对高识别效率与系统可扩展性的需求，为 PON 提供了一种轻量化、可部署的物理层身份识别思路。此外，鉴于物理层指纹认证本身在理论上难以完全防御伪造攻击，本文方法可作为传统认证机制的有益补充，以增强整体系统的多层次安全性。未来将在更复杂链路环境中验证方案，并探索结合智能化决策模型，进一步提升系统环境适应性与长期稳定性。

参考文献：

[1] 李婕，罗鸣，李响. 高速无源光网络技术路线及系统研究[J]. 光通信研究，2025(5)：240099.
Li J, Luo M, Li X. Technology Route and System Research of High-speed PON[J]. Study on Optical Communications, 2025(5): 240099.

[2] 张佳玮，苏琛，纪越峰. 工业PON中确定性网络传输技术研究[J]. 光通信研究，2024(1)：230168.
Zhang J W, Su C, Ji Y F. Research on Deterministic Network Transmission Technology in Industrial PON[J]. Study on Optical Communications, 2024(1): 230168.

[3] 殷明珠，王玮，潘竞顺，等. 下一代相干PON关键技术研究进展与展望[J]. 光通信研究，2024(1)：230162.
Yin M Z, Wang W, Pan J S, et al. Research Progress and Prospect of Key Techniques for Next-Generation

Coherent PON[J]. Study on Optical Communications, 2024(1):230162.

[4] Hall J, Barbeau M, Kranakis E. Detection of Transient in Radio Frequency Fingerprinting Using Signal Phase[J]. Wireless Optical Communications, 2003, 9: 13.

[5] Xing Y, Hu A, Zhang J, et al. Design of a Channel Robust Radio Frequency Fingerprint Identification Scheme[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(8): 6946–6959.

[6] Xie R, Xu W, Chen Y, et al. A Generalizable Model-and-Data Driven Approach for Open-Set RFF Authentication[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2021, 16: 4435–4450.

[7] Chen J, Wong W K, Hamdaoui B. Unsupervised Contrastive Learning for Robust RF Device Fingerprinting under Time-Domain Shift[C]//ICC 2024 IEEE International Conference on Communications. Denver, USA:IEEE, 2024: 10622173.

[8] Li S, Cheng M, Chen Y, et al. Enhancing the Physical Layer Security of OFDM-PONs with Hardware Fingerprint Authentication: a Machine Learning Approach[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(12): 3238–3245.

[9] Fan C, Gong H, Cheng M, et al. Identify the Device Fingerprint of OFDM-PONs with a Noise-Model-Assisted CNN for Enhancing Security[J]. IEEE Photonics Journal, 2021, 13(4): 8600104.

[10] Gong H, Cheng M, Shao W, et al. Machine Learning Assisted Hardware Fingerprint Identification for TDM-PON from Eye-Diagram[C]//Asia Communications and Photonics Conference 2021. Shanghai, China:Optica Publishing Group, 2021: T2B.3.

[11] Huang D, Deng L, Yang Q, et al. Hardware Fingerprint Authentication based on Siamese Neural Networks in PON [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2024, 36(7): 508–511.

[12] Kang L, Zhang L, Huang X, et al. Hardware Fingerprint Authentication in Optical Networks Assisted by Anomaly Detection [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2022, 34(19): 1030–1033.

[13] Li Y, Hua N, Li J, et al. Optical Spectrum Feature Analysis and Recognition for Optical Network Security with Machine Learning[J]. Optics Express, 2019, 27(17): 24808.

[14] Qiu Y, Peng X, Huang X, et al. Variational Autoencoder-Assisted Unsupervised Hardware Fingerprint Authentication in a Fiber Network [J]. Optics Letters, 2024, 49(8): 2029–2032.