

引用本文: 张明烨, 欧洛余, 倪钱, 等. 基于轻量化 RF 算法的高阶 QAM 信号 OSNR 估计方法[J]. 光通信技术, 2024, 48(3): 64-67.

基于轻量化 RF 算法的高阶 QAM 信号 OSNR 估计方法

张明烨¹, 欧洛余¹, 倪钱², 朱宏娜^{2*}

(1. 西南交通大学 信息科学与技术学院, 成都 610031; 2. 西南交通大学 物理科学与技术学院, 成都 610031)

摘要: 针对光信噪比(OSNR)估计复杂度高、计算量大的问题, 提出了一种基于轻量化随机森林(RF)算法的高阶正交幅度调制(QAM)信号 OSNR 估计方法。该方法通过将不同 OSNR 的高阶 QAM 信号映射为不同的星座图数据集, 并利用这些数据集来训练 RF 模型, 从而实现 OSNR 的快速估计。仿真结果表明: 采用基于轻量化 RF 算法估计 64QAM 和 128QAM 信号的 OSNR, 在系统 OSNR 真实值为 5~30 dB 时, 2 种调制格式的 OSNR 估计准确率均接近 100%; 64QAM 信号 OSNR 估计值的平均绝对误差(MAE)为 0.08 dB, 128QAM 的 MAE 为 0.12 dB, 比基于长短期记忆(LSTM)算法的信号 OSNR 估计结果更准确。

关键词: 光纤通信; 随机森林; 光信噪比; 高阶正交幅度调制

中图分类号: TN929.11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2024)03-0064-04

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2024.03.011

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Estimation method of OSNR for high-order QAM signals based on lightweight RF algorithm

ZHANG Mingye¹, OU Mingyu¹, NI Qian², ZHU Hongna^{2*}

(1. School of information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aiming at the problems of high complexity and computational intensity in optical signal-to-noise ratio(OSNR) estimation, a high-order quadrature amplitude modulation (QAM) signal OSNR estimation method based on lightweight random forest (RF) algorithm is proposed. This method maps high-order QAM signals with different OSNRs into different constellation diagram datasets, and uses these datasets to train the RF model, thereby achieving rapid OSNR estimation. The simulation results show that when the real value of system OSNR is between 5~30 dB, the accuracy of OSNR estimation for 64QAM and 128QAM signals based on lightweight RF algorithm is close to 100%, the mean absolute error(MAE) of OSNR estimation for 64QAM signals is 0.08 dB, and the MAE for 128QAM is 0.12 dB, which is more accurate than the signal OSNR estimation results based on long short-term memory(LSTM) algorithm.

Key words: optical fiber communication, random forest, optical signal-to-noise ratio, high-order quadrature amplitude modulation

0 引言

光信噪比(OSNR)估计是衡量光纤通信系统性能

收稿日期: 2024-02-29。

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(202310613083)资助。

作者简介: 张明烨(2000—), 男, 硕士研究生, 现就读于西南交通大学信息科学与技术学院信息与通信工程专业, 主要研究方向为光信号处理和目标检测识别, 曾多次获得国家励志奖学金, 并被评选为四川优秀毕业生和校三好学生。

*** 通信作者:** 朱宏娜(1979—), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为光纤通信、分布式光纤传感、机器学习和智能信息处理。



的关键参数。通过精确估计 OSNR, 可以及时进行故障排查和系统性能调整, 确保光信号的质量和可靠的数据传输。因此, 研究光纤通信系统中 OSNR 的有效监测和估计方法具有重要意义^[1]。

传统的光纤性能监测方法(如基于数据处理的 OSNR 监测)通常存在成本高、精度低, 且维修不方便、实时性较差和安全性不强等问题^[2]。随着人工智能(AI)技术的快速发展, AI 技术为光纤性能监测提供了新的可能性^[3]。例如, ZHANG Q 等人^[4]采用人工神经网络进行联合光学性能监测, NADEEM F 等人^[5]则使用深度神经网络^[6-7]从振幅直方图中提取特征来实现 OSNR

监测。此外,卷积神经网络也被用于从图像中提取特征,如眼图^[8]、星座图^[9]和异步延迟点采样相位图^[10],以实现联合调制格式识别和 OSNR 监测^[11]。

随机森林(RF)算法^[12]是一种基于 Bagging 思想的算法,主要通过无偏估计泛化误差来提高决策树之间的稳定性和鲁棒性。在处理高纬度数据时,RF 算法无需特征选择和规范化,能够处理离散和连续的数据,显示出其强大的适应能力。然而,由于 RF 算法中包含大量的决策树,导致其计算量大、复杂度高。为了解决这个问题,本文提出一种基于轻量化 RF 算法的高阶正交幅度调制(QAM)信号 OSNR 估计方法。

1 基于轻量化 RF 算法的高阶 QAM 信号 OSNR 估计方法

本文利用 OptiSystem 仿真软件,构建了 64QAM 和 128QAM 这 2 种调制格式的相干光通信系统。系统的主要参数设置如下:传输速率为 25 Gb/s,采样时间为 10^{-9} s,中心波长为 1 550 nm,发射功率为 10 dBm。在进行 OSNR 估计时,本文采用了一种轻量化的 RF 算法,通过减少决策树的数量来优化数据的训练和测试过程。具体的估计流程如图 1 所示。首先,对高阶 QAM 数据集进行训练输入,得到 OSNR 训练集;接着,利用 Bootstrap 抽样方法,从数据集中抽取 100 个小训练集(100 棵树),每个小训练集包含 5 个训练节点;最后,通过线性激活函数输出总的回归结果,并进行汇

总选择,从而得到 OSNR 的估计值。为了评估估计结果的准确性,本文采用了机器学习领域中通用的平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)作为测试误差的评价指标。通过计算这些误差值,可以得到最优的 OSNR 估计。具体的计算公式如下:

$$S_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| \quad (1)$$

$$S_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}} \quad (2)$$

其中, x_i 、 $\hat{x}_i$ 分别为 OSNR 的真实值、估计值, S_{MAE} 、 S_{RMSE} 分别为 MAE、RMSE 值, n 为样本数, i 为样本序号。

2 数据集构建

机器学习能够通过分类或回归方法揭示输入数据集的内在特征和相应的输出结果。对于高阶 QAM 的 OSNR 监测,需要在不同的 OSNR 条件下生成多种信号的数据集。由于不同调制格式的信号具有独特的振幅和相位特征,而不同的 OSNR 值则会对信号造成不同程度的振幅和相位干扰。因此,本文将相应的调制格式下信号的 OSNR 值作为标签,以便准确地提取信号的特征。常用的特征提取方法包括数据统计(如峰值、平均值、方差)和图像分析(如眼图、星座图、振幅直方图等)。本文通过仿真分析,在 OSNR 为 5~30 dB(步长为 1 dB) 时对 64QAM 和 128QAM 光信号进行了深入研究,将不同 OSNR 的高阶 QAM 信号映射成不同的星座图数据集,从中提取与 OSNR 紧密相关的星座图特征。最后,将这些特征输入到轻量化的 RF 模型中,以实现 OSNR 的准确估计。

3 结果分析讨论

本文采用轻量化 RF 算法训练 64QAM 和 128QAM 信号,得到信号 OSNR 估计误差曲线如图 2 所示。可以看出,2 种信号的误差曲线均快速收敛。同时,在决策树数量大于 12 棵时,训练误差趋近于 0,这表明 OSNR 估计值与真实值几乎一致。

基于轻量化 RF 算法的 64QAM 和 128QAM 信号的 OSNR 估计结果如图 3 所示。可以看出,估计值与真实值高度一致,估计准确率接近 100%。将图 3 中的数据代入式(1)、式(2),计算出 64QAM 信号的 OSNR 估计值的 MAE 为 0.08 dB, RMSE 为 0.12 dB;而对于 128QAM 信号,其 OSNR 估计值的 MAE 为 0.12 dB,

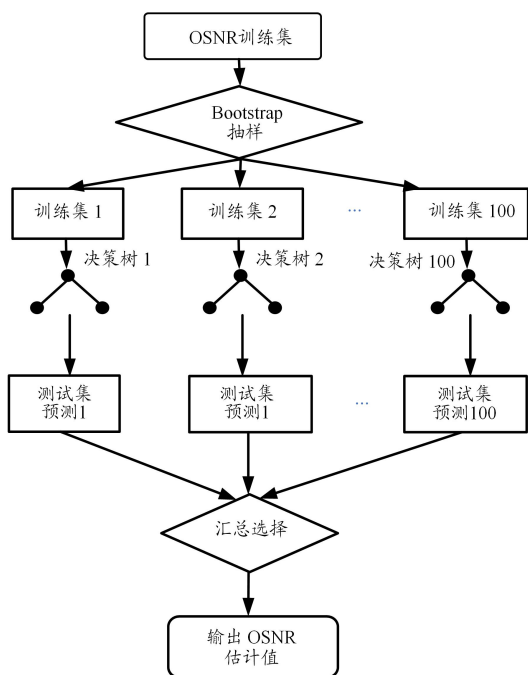


图 1 OSNR 估计流程图

张明烨, 欧洛余, 倪钱, 等: 基于轻量化 RF 算法的高阶 QAM 信号 OSNR 估计方法

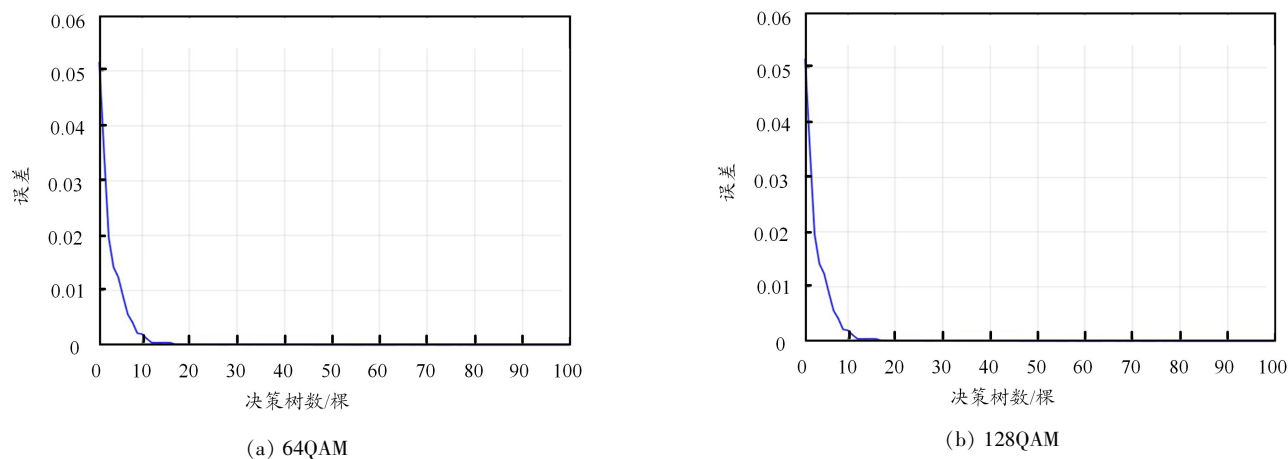


图 2 基于轻量化 RF 算法的信号 OSNR 估计误差曲线

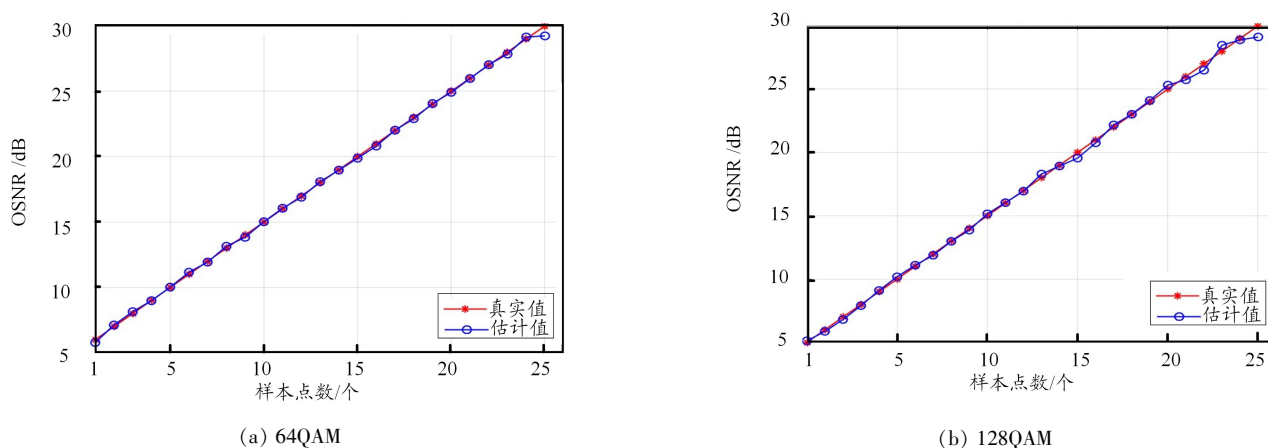


图 3 基于轻量化 RF 算法的信号 OSNR 估计结果

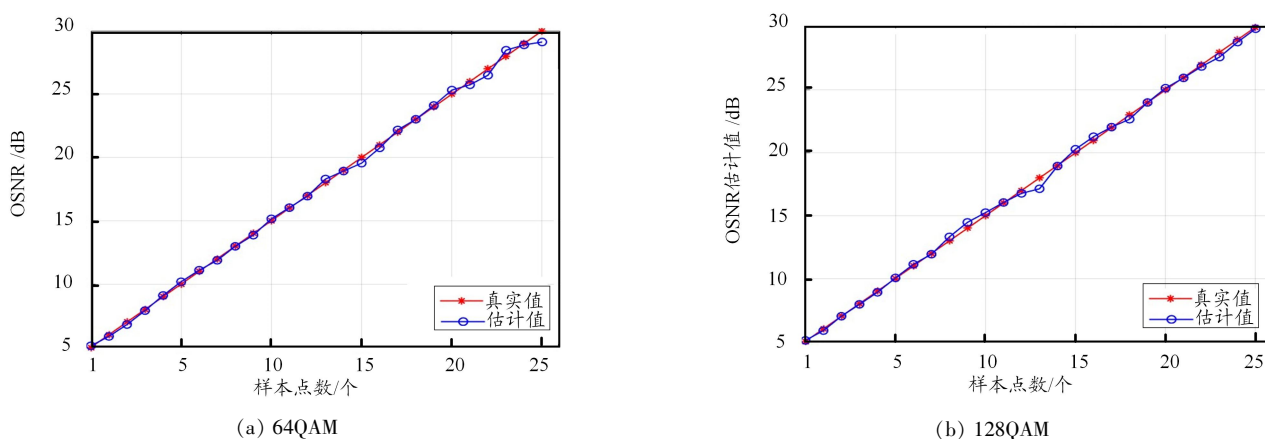


图 4 基于 LSTM 算法的信号 OSNR 估计结果

RMSE 为 0.24 dB。这些结果证明了 RF 算法估计 64QAM 和 128QAM 信号 OSNR 方面的有效性。

基于长短期记忆 (LSTM) 算法的 64QAM 和 128QAM 信号的 OSNR 估计结果如图 4 所示。可以看出,估计值与真实值之间的吻合度非常高。将图 4 中的数据代入式(1)、式(2),计算出 64QAM 信号的 OSNR

估计值的 MAE 为 0.20 dB, RMSE 为 0.28 dB; 而对于 128QAM 信号,估计值的 MAE 为 0.25 dB, RMSE 为 0.33 dB。

对比 2 种算法的 OSNR 估计结果可知,发现这 2 种算法都有较高的准确度,但轻量化 RF 算法结果优于 LSTM 算法。这主要归因于轻量化 RF 算法中的决策

树估计结果在经过汇总加权后, 估计差异得以降低, 从而提高了估计的稳定性和可靠性。

4 结束语

本文运用轻量化 RF 算法对高阶 QAM 信号 OSNR 估计。仿真结果表明, 估计值与真实值吻合度极高; 相比于 LSTM 算法, 轻量化 RF 算法的效果更佳, 其中 64QAM 的 MAE 为 0.08 dB, 128QAM 的 MAE 为 0.12 dB。因此, 采用基于轻量化 RF 算法的高阶 QAM 信号 OSNR 估计方法, 可为高速大容量光纤通信系统性能监控提供有效支撑。在未来的工作中, 本文作者将深入探索更多高阶调制格式的可能性, 致力于进一步优化网络模型, 从而显著提升算法估计的准确率。

参考文献:

- [1] 李文超, 匡立伟, 戴非. 基于注意力机制的 OSNR 计算方法[J]. 光通信技术, 2020, 44(12): 52–55.
- [2] 曾瑛, 张珮明, 付佳佳. 一种与调制格式无关的带内链路 OSNR 监测技术[J]. 光通信技术, 2021, 46(7): 1–8.
- [3] TUNZE G B, HUYNH T, LEE J M, et al. Sparsely connected CNN for efficient automatic modulation recognition[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 15557–15568.
- [4] ZHANG Q, CHEN J, ZHOU H, et al. A simple artificial neural network based joint modulation format identification and OSNR monitoring algorithm for elastic optical networks [C]//IEEE. Proceedings of 2018 Asia Communications and Photonics Conference (ACP). Tokyo: IEEE, 2018: 1–3.
- [5] NADEEM F, KHAN, KANG P, et al. Joint OSNR monitoring and modulation format identification in digital coherent receivers using deep neural networks. [J]. Optics Express, 2017, 12(9): 1121–1125.
- [6] WAN Z, YU Z, SHU L, et al. Intelligent optical performance monitor using multi-task learning based artificial neural network[J]. Optics Express, 2019, 27(8): 11281–11291.
- [7] FU S, CHENG Y, ZHANG W, et al. Transfer learning simplified multi-task deep neural network for optical performance monitoring[J]. Optics Express, 2020, 28(5): 273–277.
- [8] LIANG Z, TAO M L, WANG L, et al. Automatic modulation recognition based on adaptive attention mechanism and ResNeXt WSL model[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(9): 2953–2957.
- [9] HE P, ZHANG Y, YANG X, et al. Deep learning-based modulation recognition for low signal-to-noise ratio environments[J]. Electronics, 2022, 11(23): 1–15.
- [10] FAN X, FANG R, XIE Y, et al. Joint optical performance monitoring and modulation format/bit-rate identification by CNN-based multi-task learning[J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(5): 1–7.
- [11] CHANG X, LI Z, ZHANG Q, et al. Joint modulation format identification and OSNR monitoring based on LSTM[C]//IEEE. Proceedings of 2022 Asia Communications and Photonics Conference (ACP). Shanghai: IEEE, 2022: 639–641.
- [12] 李小斌, 李世银. 自适应抽样参数在线装袋算法[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(12): 4095–4099.
- [13] 刘建, 吴翊, 谭璐. 对 Bootstrap 方法的自助抽样的改进. 数学理论与应用, 2006(1): 69–72.
- [14] 邵延华, 张铎, 饶云波. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 3697–3708.