

基于注意力机制的 OSNR 计算方法

李文超¹, 匡立伟^{2*}, 戴非³

(1.武汉邮电科学研究院,武汉 430070;2.烽火通信科技股份有限公司,武汉 430070;3.武汉大学 计算机学院,武汉 430070)

摘要:光信噪比(OSNR)计算是光网络健康评估和性能预测的关键指标,但是传统计算方法在精确度与鲁棒性方面面临很大挑战。在循环神经网络的基础上,提出基于注意力机制的 OSNR 计算方法,该方法通过直接捕捉时序输入与 OSNR 之间的逻辑关系,提高 OSNR 的计算精度。针对不同入纤功率、传输距离和解调方式,设计了多种类型的实验,结果表明提出的方法能够将 OSNR 计算误差降低至 0.36 dB 以下。

关键词:光网络;神经网络;注意力机制;光信噪比;性能预测

中图分类号:TN929.1 文献标志码:A 文章编号:1002-5561(2020)12-0052-04

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2020.12.012

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



OSNR calculation method based on attention mechanism

LI Wenchao¹, KUANG Liwei^{2*}, DAI Fei³

(1.Wuhan Research Institute of Posts and Telecommunication, Wuhan 430070, China; 2. FiberHome Telecommunication Technologies Co. Ltd., Wuhan 430070, China; 3. School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430070, China)

Abstract: The optical signal to noise ratio(OSNR) is one of the key indexes for health assessment and performance prediction of optical network. However, traditional methods face great challenges for computing accusation and system robustness. Based on the recurrent neural network and attention mechanism, this paper presents an OSNR calculation method based on attention mechanism. This method directly captures the logical relationship between the timing input and the OSNR, and improves the calculation accuracy of OSNR. According to different fiber input power, transmission distance and demodulation methods, a variety of experiments are designed. The results show that the proposed method can reduce the calculation error of OSNR to less than 0.360 dB.

Key words: optical network; neural network; attention mechanism; optical signal noise ratio; performance prediction

0 引言

为了实现光网络的高效运营和维护,需要实时准确采集计算各项性能指标,例如光功率、光信噪比(OSNR)和误码率(BER)。OSNR 计算技术一方面可以部署在光纤通信系统链路中以获取系统的运行情况与信号传输的状态,实现对光纤通信系统的实时监控与维护,为光网络正常运行提供保障;另一方面可以部署在接收端,为信号的解调与检测提供支撑。OSNR 计算

技术是未来智能、超高速和超长距离光纤通信系统优化与规划的关键技术之一^[1-2]。

传统的 OSNR 监测方法包括带外测量法^[3]、带内测量法和高阶统计矩方法^[4-5]。但是,光网络在演进过程中传输距离不断增长,模块类型不断增多,非线性效应成为限制光网络传输质量的关键因素,传统 OSNR 监测采集方法开始暴露出计算时间长、计算误差大等局限性,难以满足光网性能指标的采集要求。

人工神经网络(ANN)模型能够拟合出输入和输出数据之间的函数关系。基于 ANN 模型计算 OSNR,可以避免计算过程中非线性、噪声等难以测量的参数变量引起的计算误差,大幅提高 OSNR 计算精确度。利用深度神经网络、卷积神经网络和长短期记忆(LSTM)网络实现光通道性能监测^[6-13]是研究热点,但是上述方法存在 2 个关键问题:第一,计算误差比较

收稿日期:2020-05-14。

作者简介:李文超(1995—),男,湖北武汉人,硕士生,现就读于武汉邮电科学研究院通信专业,主要从事机器学习算法在光通信/光网络中应用、光网络知识图谱构建等工作,在校多次荣获奖学金,多次参与光网络性能监测领域科研项目研究。

*通信作者:匡立伟(E-mail:lwkuang@fiberhome.com)。



大,平均在 1.0 dB 左右;第二,随着传输距离、入纤功率和解调方式的变化,误差变化幅度也会随之变大。

针对传统 OSNR 计算方法的不足,本文提出基于注意力机制^[14]的 OSNR 计算方法,通过 LSTM 网络提取过去时刻 OSNR 和星座图中的保留特征信息,基于注意力机制对保留信息与当前星座图进行比较分析,捕获共性特征。

1 OSNR 计算方法描述

OSNR 计算方法面临的问题可以归结为如何准确地找到各种光性能指标与 OSNR 之间的函数关系。传统计算方法给出的是理论函数公式,而现实通信网络中存在的各种外部因素导致传统理论公式的计算精确度比较低,很难将 OSNR 计算误差控制在 0.5 dB 以下。在深入研究 LSTM 网络和注意力机制相关技术的基础上,本文提出一种新的适用于高速相干光传输系统的 OSNR 监测方法,能够比较准确地拟合出光传送网络(OTN)系统接收端星座图等性能指标与 OSNR 之间的函数关系,解决 OSNR 计算误差过大的问题。本文提出的基于注意力机制的 OSNR 计算方法的整体流程图如图 1 所示。

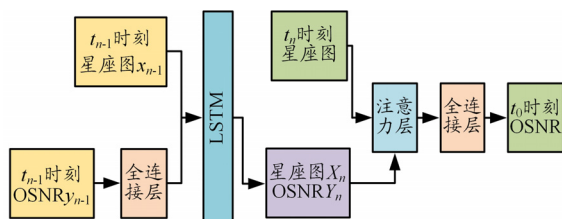


图 1 基于注意力机制的 OSNR 计算方法流程图

t_n 时刻 OSNR 变化原因分为两部分:①共性原因。随着时间累积,器件发热量、损耗等时变因素增加,导致噪声非线性加剧,占性能变化的主要部分。②特性原因。由此时刻独有行为引起,比如此时人为造成光纤损耗等。

以 LSTM 为中心,图 1 分为左、右两步。在第一步中,输入 t_{n-1} 时刻星座图数据 x_{n-1} 和 $OSNR_{y_{n-1}}$ 信息,利用 LSTM 分离 t_{n-1} 时刻特性原因,保留共性原因,找寻时变因素变化规律。

具体计算公式如下:

$$f_t = \sigma_g(w_f[h_{t-1}, x_{n-1}, y_{n-1}] + b_f) \quad (1)$$

$$d_t = \sigma_g(w_i[h_{t-1}, x_{n-1}, y_{n-1}] + b_i) \quad (2)$$

$$[x_n, y_n] = h_t = \tanh c_n \times \sigma_g(w_c[h_{t-1}, x_{n-1}, y_{n-1}] + b_c) \quad (3)$$

$$c_n = f_t \times c_{n-1} + d_t \quad (4)$$

其中, h_t 代表隐藏状态单元, c_n 表示 t_n 时刻输出, d_t, f_t

分别表示遗忘门与记忆门输出, $(t_0, t_1, \dots, t_n)$ 表示时间序列, $(x_0, x_1, \dots, x_n)$ 表示 OTN 系统线路端侧星座图特征数据, $(y_0, y_1, \dots, y_{n-1})$ 表示 OSNR 数据, t_n 时刻 OSNR 表示为 (y_n) 。 w_f, w_i 和 w_c 分别对应 LSTM 中三扇门(遗忘门、记忆门和输出门)隐藏权重。 b_f, b_i 和 b_c 为相应偏置, σ_g 代表激活函数。式(1)表示通过 LSTM 遗忘门可以选择性排除特性原因,忽略非时变因素和人为行为等。式(2)表示记忆门可以对输入上一时刻 OSNR 选择性记忆,找寻时变因素变化规律,推理 t_n 时刻变化。式(3)表示输出门将进一步剔除 t_{n-1} 时刻特性原因的影响,确定星座图、光信噪比时变规律,然后对其融合、缩放输出。星座图 x_{n-1} 和 $OSNR_{y_{n-1}}$ 分别经 LSTM 网络后输出星座图 x_n 、光信噪比 y_n 。

在第二步中,利用注意力机制比第一步输出与 t_n 时刻星座图 x_n ,加入本时刻特性原因,实现 OSNR 监测。

$$\alpha = \frac{\exp(X_n^T x_n)}{\sum \exp(X_n^T x_n)} \quad (5)$$

$$y_n = \sigma_g(w_N \alpha Y_n + b_N) + \mu \sigma_g(w_n x_n + b_n) \quad (6)$$

其中, w_N, b_N, w_n 和 b_n 分别对应计算第一步输出 $OSNR_{y_n}$ 、 t_n 时刻星座图 x_n 的权重与偏置, X_n^T 表示星座图 x_n 的转置, μ 代表特有因素影响程度。式(5)^[14]表示利用注意力机制计算第一步输出星座图与 t_n 真实星座图相似度 α , 通过提高相似度,反向训练第一步参数,提高第一步输出 OSNR y_n 准确性。式(6)比对星座图相似度,加入 t_n 特有因素影响,输出 t_n 时刻 OSNR。

2 实验仿真与结果分析

为了检验本文提出的基于注意力机制的 OSNR 计算方法的精确度和鲁棒性,本文实地搭建了 100 km、400 km、700 km 的 100 GBaud/s 偏振复用正交相移键控(PM-QPSK)和 700 km 100 GBaud/s 偏振复用正交幅度调制(PM-16QAM)实验环境,实验环境结构如图 2 所示。在发送端,中心波长为 1553 nm 的激光由偏振分束器(PBS)分成 2 路正交的偏振光束,分别经过 I/Q 正交调制器进行调制,最后经偏振合波器(PBC)耦合在一起形成一束 100 GBaud/s PM-QPSK/16QAM 已调偏振光信号。传输链路部分由可调衰减器(VOA)等组成,通过调节 VOA 来控制加入到信号上的噪声大小从而控制信号的 OSNR。实际信号的 OSNR 值可通过光谱仪测得。在接收端,信号首先通过一个带宽为 0.4 nm 的光带通滤波器(OBPF),然后注入到光相干接收机中

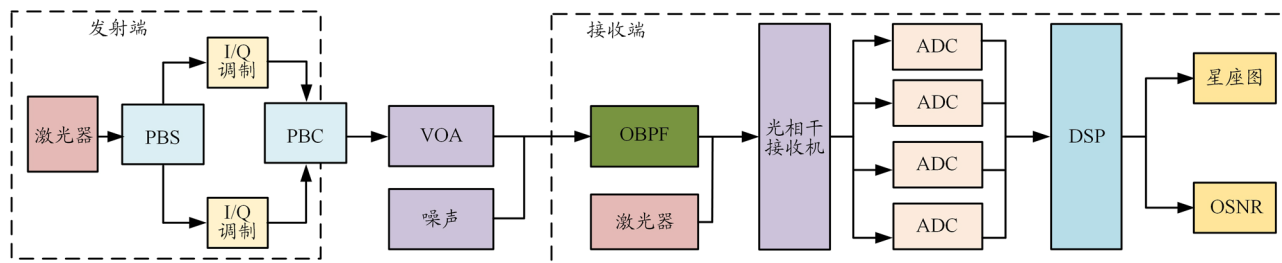


图2 实验环境结构图

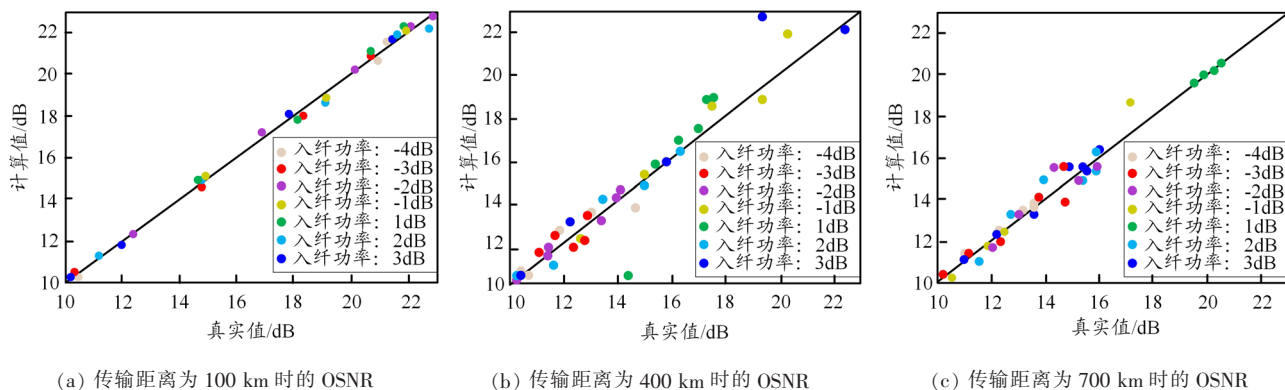


图3 多段传输、不同入纤功率时的 OSNR 计算误差分布

进行检测,最后收集经模/数转换(ADC)、数字信号处理(DSP)后的信号。统计3个月内 OTN 系统接收端侧星座图与 OSNR 数据,共计60多万条,按3:1比例分配到训练集与验证集。在训练集中比较 t_n 时刻 OSNR 计算值与真实值,反向训练网络,更新权重、偏置等参数,然后通过比较验证集上的计算值与真实值检验计算方法准确性。

2.1 不同入纤功率、不同传输距离下 OSNR 计算方法的准确性和鲁棒性实验

实验基于100 km、400 km 和 700 km 的100 GBaud/s PM-QPSK 应用场景,设置入纤功率分别为-4 dB、-3 dB、-2 dB、-1 dB、1 dB、2 dB 和 3 dB,采集对应的星座图等数据,并在 OSNR 变化范围10~23 dB 内均匀选取6个点,然后采用本文提出的方法进行实验。实验结果如图3所示。可以看出,OSNR 计算值普遍偏小;在传输距离为100 km、700 km 时,入纤功率在-2~2 dB 之间拟合效果好,误差更小。

本次实验平均绝对误差如表1所示。可以看出,传输距离分别为100 km、400 km 和 700 km 时,在各个入纤功率下的平均绝对误差平均值分别为0.162 dB、0.462 dB 和 0.335 dB。经计算,整体绝对误差平均值为0.304 dB,这说明与传统 OSNR 监测方法(误差大于0.5 dB)相比,本文提出的 OSNR 计算方法在一定

OSNR 变化范围内有效提高了计算精确度。

另外,本次实验在相同传输距离、不同入纤功率下的误差标准差分别为0.088 dB、0.121 dB 和 0.236 dB。这表明当传输距离一定时,计算值平均绝对误差受人纤功率的改变影响很小。在相同入纤功率、不同传输距离时的误差标准差最大为0.299 dB,最小为0.027 dB。这表明当入纤功率一定时,计算值平均绝对误差受传输距离的改变影响很小。实验结果表明:在不同入纤功率、不同传输距离下,本文提出的 OSNR 计算方法误差变化幅度小、鲁棒性高。

2.2 不同调制格式下 OSNR 计算方法的可行性和鲁棒性实验

实验中,设置传输距离为700 km,分别采用100 GBaud/s PM-QPSK、100 GBaud/s PM-16QAM 的调制方式,入纤功率为-2~3 dB,实验结果平均绝对误差如表2所示。QPSK、16QAM 格式下计算 OSNR 平均

表1 多段传输、不同入纤功率时的平均绝对误差

传输距离/km	平均绝对误差/dB							平均值/dB
	入纤功率=-4	入纤功率=-3	入纤功率=-2	入纤功率=-1	入纤功率=1	入纤功率=2	入纤功率=3	
100	0.096	0.135	0.312	0.308	0.084	0.135	0.187	0.162
400	0.164	0.228	0.234	0.281	0.152	0.441	0.486	0.462
700	0.240	0.336	0.245	0.422	0.122	0.866	0.135	0.335

表 2 不同调试格式时的平均绝对误差

调制方式 与误差	平均绝对误差/dB					平均值 /dB
	入纤功率 =-2	入纤功率 =-1	入纤功率 =1	入纤功率 =2	入纤功率 =3	
QPSK	0.245	0.422	0.122	0.266	0.135	0.335
16QAM	0.363	0.225	0.133	0.730	0.281	0.346
误差	0.118	0.197	0.011	0.464	0.146	-

绝对误差的平均值分别为 0.335 dB、0.346 dB, 不同入纤功率下差值变化幅度分别为 0.118 dB、0.197 dB、0.011 dB、0.464 dB 和 0.146 dB。实验表明:在不同调制格式下,本文提出的 OSNR 计算方法误差值、变化幅度都较小,方法具有较高精确度与鲁棒性。

上面 2 个实验选取了有代表性的入纤功率、传输距离和调制格式等应用场景。基于注意力机制 OSNR 计算方法分别在 100 km、400 km 和 700 km 时的 100 GBaud/s PM-QPSK 与 700 km 100 GBaud/s PM-16QAM 场景下计算误差为 0.162 dB、0.462 dB、0.335 dB 和 0.346 dB,证明本文提出的计算方法能在一定变化范围内将 OSNR 计算误差降低至 0.360 dB。随实验条件改变,由于计算误差波动范围较小,因此能够在一定程度上克服不同入纤功率、传输距离和解调方式的影响。

3 结束语

本文提出了一种新的 OSNR 计算方法,结合循环神经网络与注意力机制,不但可以直接捕捉输入与输出数据之间逻辑规律,而且能够提取时变因素中规律特征。实验结果表明:该计算方法能够将 OSNR 计算误差降至 0.36 dB 以下;另外,随着入纤功率、传输距离和解调格式等参数的改变,该计算方法计算误差波动范围小、鲁棒性较高。本文提出的 OSNR 计算方法不仅能够有效地评估光网络健康状态,而且也表明基于人工智能技术的光网络监测方法是一个非常有力的研究方向。

参考文献:

- [1] DONG Z, KHAN F N, SUI Q, et al. Optical performance monitoring: a review of current and future technologies[J]. Journal of Lightwave Technology, 2016, 34(2): 525-543.
- [2] CALVIN C K C. Optical performance monitoring advanced techniques

for next-generation photonic networks[M]. Waltham: Academic Press, 2010: 21-45.

- [3] TERAYAMA M, OKAMOTO S, KASAI K, et al. 4096 QAM (72 Gbit/s) single-carrier coherent optical transmission with a potential SE of 15.8 bit/s/Hz in all-Raman amplified 160 km fiber link [C]//Optical Fiber Communication Conference, March 11-15, 2018, San Diego, USA. San Diego: OSA, 2018: Th1F.2-1-Th1F.2-3.
- [4] LEE J H, JUNG K, KIM C H, et al. OSNR monitoring technique using polarization-nulling method [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2001, 13(1): 88-90.
- [5] IVES D J, THOMSEN B C, MAHER R, et al. Estimating OSNR of equalised QPSK signals [C]//37th European Conference and Exhibition on Optical Communication, September 18-22, 2011, Geneva, Switzerland. Geneva: ECOC, 2011: 1-3.
- [6] DI Xuejing, TONG Cheng, ZHANG xia, et al. Adaptive step-size constant-models algorithm for high-speed optical coherent communication system[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(10): 1006004-1-100604-5.
- [7] TANIMURA T, HOSHIDA T, RASMUSSEN J C, et al. OSNR monitoring by deep neural networks trained with asynchronously sampled data[C]//21st OptoElectronics and Communications Conference (OECC) held jointly with 2016 International Conference on Photonics in Switching (PS), July 3-7, 2016, Niigata, Japan. Niigata: OECC, 2016: 1-3.
- [8] TANIMURA T, HOSHIDA T, KATO T, et al. Deep learning based OSNR monitoring independent of modulation format, symbol rate and chromatic dispersion [C]//42nd European Conference on Optical Communication, September 18-22, 2016, Dusseldorf, Germany. Dusseldorf: ECOC, 2016: 1-3.
- [9] KHAN F N, ZHONG Kangping, ZHOU Xian, et al. Joint OSNR monitoring and modulation format identification in digital coherent receivers using deep neural networks[J]. Opt. Express, 2017, 25(15): 17767-17776.
- [10] TANIMURA T, HOSHIDA T, KATO T, et al. Data-analytics-based optical performance monitoring technique for optical transport networks[C]//2018 Optical Fiber Communications Conference and Exposition (OFC), March 11-15, 2018, San Diego, USA. San Diego: OFC, 2018: 1-3.
- [11] CHU W, DELATORRE F, COHN J F. Learning spatial and temporal cues for multi-label facial action unit detection[C]//12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017), May 3-June 3, 2017, Washington, USA. Washington: IEEE, 2017: 25-32.
- [12] HOCHREITE S, SCHMIDUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [13] WANG C, FU S, XIAO Z, et al. Long short-term memory neural network (LSTM-NN) enabled accurate optical signal-to-noise ratio (OSNR) monitoring [J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37 (16): 4140-4146.
- [14] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need: proceedings of advances in neural information processing systems conference [C]. Long Beach: NIPS, 2017.