

基于机器学习的光纤网络激光器异常功率数据采集系统设计

张晓芳

(武汉科技大学城市学院 武汉 430000)

摘 要: 针对传统的激光器异常功率数据采集系统存在采集精度较低、抗干扰性不好等问题,提出并设计了一种基于机器学习的光纤网络激光器异常功率数据采集系统。给出激光器异常功率数据采集系统的总体架构,从硬件和软件 2 个方向分析,得到激光器异常功率数据采集系统的硬件框图;软件部分,根据激光器异常功率检测,判断功率数据是否异常,结合瞬时谱检测方法,对检测得到的异常功率数据进行时频分布特征分析。同时根据激光器异常功率数据特征的主成分,获取激光器异常功率数据的特征值,在此基础上,采用机器学习方法采集异常功率数据,实现了光纤网络的激光器异常功率数据采集系统设计。仿真结果表明,采用该方法进行激光器异常功率数据采集的精度在 86% ~ 95% 区间,采集精度较高,输出数据的抗干扰性较好,输出信噪比均高于 45 dB。

关键词: 机器学习; 光纤网络; 激光器异常功率数据; 采集系统

中图分类号: TN248 **文献标识码:** A **doi:** 10. 14016/j. cnki. jgzz. 2020. 09. 111

Design of optical fiber network laser abnormal power data acquisition system based on machine learning

ZHANG Xiaofang

City College, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430000, China

Abstract: Aiming at the problems of the traditional laser abnormal power data acquisition system such as low acquisition precision and poor anti-interference, a new optical fiber network laser abnormal power data acquisition system based on machine learning is proposed. The overall structure of the laser abnormal power data acquisition system is given. The hardware block diagram of the laser abnormal power data acquisition system is obtained by analyzing the hardware and software. In the software part, according to the abnormal power detection of laser, the abnormal power data is judged, and the time-frequency distribution characteristics of abnormal power data are analyzed by using instantaneous spectrum detection method. At the same time, according to the characteristics of abnormal power data of laser, the machine learning method is used to collect the feature values of laser abnormal power data. On this basis, the design of laser abnormal power data acquisition system based on fiber network is realized through machine learning. The simulation results show that the accuracy of laser abnormal power data collection by this method is in the range of 86% ~ 95%, which is high, the output data has good anti-interference, and the output signal-to-noise ratio is higher than 45 dB.

Key words: machine learning; optical fiber network; laser abnormal power data; acquisition system

1 引言

现如今的光纤网络在进行数据传输时,受到光纤

网络的传输信道的不均衡性以及码间干扰的影响,导致激光器功率检测异常,数据输出不稳定^[1]。采用光纤网络激光器异常功率数据传输已成为未来通信和信号传输的主要方向,利用激光器异常功率可以提高数据采集的智能性和人机交互性。光纤网络激光器异常功率数据采集方法研究已受到研究人员的极大重视^[2]。

光纤网络激光器异常功率数据采集系统的设计

收稿日期: 2019-12-21

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61502356); 武汉科技大学城市学院科研项目(No. 2019CYZDKY005、2018CYZDKY007)

作者简介: 张晓芳(1981-),女(汉族),辽宁鞍山人,硕士,讲师,主要研究方向: 机器学习、人工智能。E-mail: fangfang20012005@163.com

<http://www.laserjournal.cn>

是建立在对数据挖掘和融合聚类处理基础上,提取反映光纤网络激光器异常功率数据的属性特征量,结合信道链路均衡控制方法进行光纤网络的激光器异常功率数据采集。文献[3]中提出了一种 B/S 架构激光雷达数据采集及远程监控系统设计,利用 ARM-Linux 平台搭建的嵌入式系统实现对大气回波信号的实时采集,用 Fernald 方法即时处理回波信号,实时显示消光系数曲线与时间高度回波强度显示图(THI),可以更加直观地了解 Mie 散射大气激光雷达全天连续探测得到的大气气溶胶时空变化信息。但是该方法对光纤网络异常功率数据采集的精度较低,自适应能力不好。文献[4]中提出一种基于 ARM9 处理器核 S3C2440 并嵌入 Linux 操作系统的数据采集系统。该系统扩展 FPGA 作为前端数据采集的控制芯片,实现数据的高速、高精度采集,ARM 作为主控芯片实现系统的管理调度,通过 Qt 制作交互界面将采集的数据进行显示实现人机交互。但该方法的输出稳定性不好,输出信噪比较差。

针对以上问题,提出并设计了一种基于机器学习的光纤网络激光器异常功率数据采集系统。

2 激光器异常功率数据采集系统的总体架构

激光器是一种集光、机、电于一体的气体激光器。其工作时工作气体成分、气压、电压以及温度的动态必须保持稳定状态。由于在工作时,产生强烈的高电压造成功率异常,这些异常功率会影响激光器的正常工作,从而影响数据采集。如果直接使用采集的数据,则会造成激光器系统不能正常运作。为了获得高精度的数据,从系统的硬件和软件进行设计,重点研究软件部分^[5]。

设计的激光器异常功率数据采集系统分为 3 大主要模块,分别为传感器控制模块、网络异常功率数据处理模块和输出模块,根据技术指标和功能结构分析,得到设计的激光器异常功率数据采集系统的总体架构如图 1 所示。

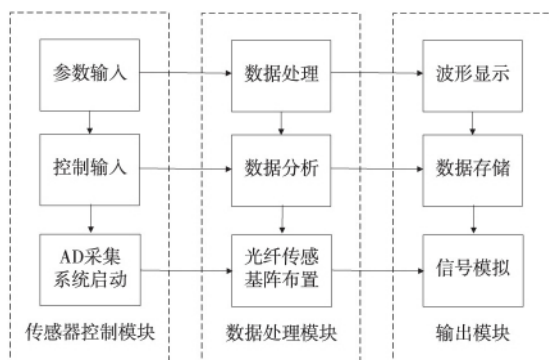


图 1 激光器异常功率数据采集系统的总体架构

3 系统硬件设计

在上述给出了激光器异常功率数据采集系统的总体架构后,对系统的硬件进行设计。设计激光器异常功率数据采集系统包括总线模块、数据采集模块、人机交互模块、输出控制模块、AD 采样模块、信息滤波模块、融合控制模块和总线传输调度模块等,具体结构见图 2 所示。AD 采样模块用于整体的数据采集及分析,采用 ADSP21160 处理器对激光器异常功率数据采集系统进行集成信息处理。总线模块通过 PCI 总线控制技术对激光器异常功率数据进行采集。总线传输调度模块利用 DSP 接收 PCI 总线传输的激光器异常功率数据。

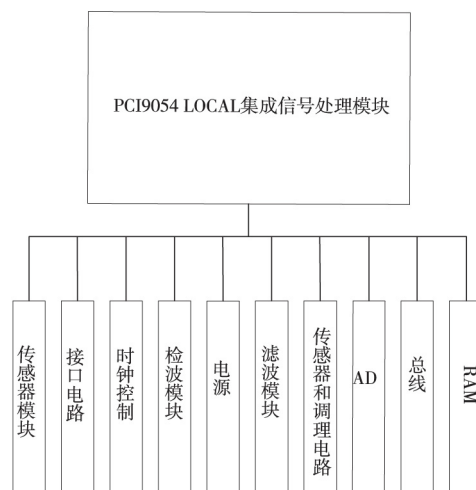


图 2 系统的硬件设计构成

数据采集模块采用 RAM 实现激光器异常功率数据采集,输出控制模块采用 PCI9054 LOCAL 总线进行光纤网络数据采集后的自适应调度和输出转换控制,设置数据输出的传送率为 160 MB/s,实现存储信息的输出控制。系统的数据传输速率通过 ISA, EISA 及 MCA 总线实现交叉编译控制,在检波模块中进行输出信息检波处理^[6-8]。

4 系统软件设计

光纤网络在数据传输和转发控制中,受到激光器功率异常的影响,导致输出的稳定性不好,需要进行光纤网络激光器异常功率数据采集^[9-10]。

4.1 激光器异常功率检测

激光器是电流型驱动器件,输出功率的前提是驱动电流,利用改变激光器电源电流的小来改变激光器的异常功率。光纤激光器异常功率检测流程图如图 3 所示。

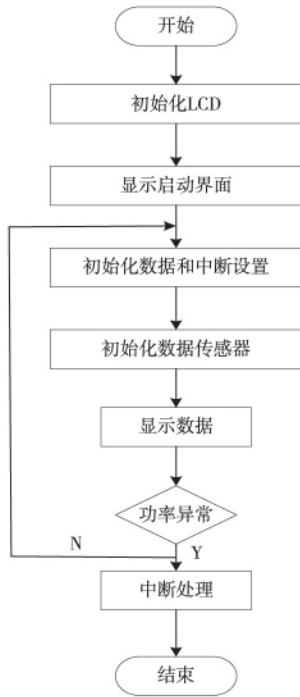


图3 激光器异常功率检测流程图

根据图3可知,对显示器LCD进行初始化设置,利用显示启动界面,对数据进行初始化和中断设置,通过初始化数据传感器显示数据量,如果激光器在正常的环境下工作,功率数据异常,进行中断处理^[11-12]。

4.2 数据输出的时频分布特征

采用多径传感量化识别方法描述数据输出的时频分布特征,检测激光器异常功率数据 Z^N 为:

$$Z^N = g \cdot X^N + W^N \quad (1)$$

式中, W^N 表示光纤网络数据传输的多径特征量, X^N 表示激光器异常功率数据在平面 g 的幅值,采用向量量化编码方法进行数据结构重组,根据采集节点的相邻性特征,得到光纤网络数据采集的随机相位值 R^N 和幅度为 X^N ,利用数据重构方法,建立激光器异常功率数据采集的检测统计量表达式为:

$$\begin{aligned} |R^N| &= |X^N|, \\ \text{angle}(R^N) &= (\text{angle}(X^N) + \text{angle}(Z^N) \varphi_g) \bmod(2\pi) \end{aligned} \quad (2)$$

式中 φ_g 表示干扰色噪声, $\bmod(2\pi)$ 表示传输路径。在多径条件下激光器异常功率数据采集的 angle 节点由 $N=2P$ 个间距为均匀线阵组成,求得激光器异常功率数据采集输出的频率分量 g ,在相位一致条件下,得到激光器异常功率数据采集输出的振荡幅值满足 $g \geq 0$,数据网络输出的频谱密度分量为:

$$\text{angle}(gX^N) = (\text{angle}(X^N) + \varphi_g) \bmod(2\pi) \quad (3)$$

计算采集的光纤网络异常功率数据的瞬时频率

$p, N=1, 2, \dots$ 为随机变量,结合瞬时谱检测方法,得到时频分布特征,表示为:

$$x(t) = [x_{-p+1}(t) \ x_{-p+2}(t) \ \dots \ x_p(t)]_{N \times 1}^T \quad (4)$$

4.3 数据特征提取

根据激光器异常功率数据特征的主成分,获取激光器异常功率数据的特征值,对提取的原始通信数据采用异常匹配滤波检测器进行滤波处理^[13-15],激光器异常功率数据输入与数据输出关系如下:

$$s(t) = [s_1(t) \ s_2(t) \ \dots \ s_I(t)]_{I \times 1}^T \quad (5)$$

式中 t 为激光器异常功率数据中心频率测量误差 $s(t)$; I 为数据采集频率值。在光纤网络激光器异常功率通过滤波处理后得到调制变量 T ,在强干扰下的激光器异常功率数据的频域分量与时间变化关系 $W^N x(t)$ 为:

$$W^N x(t) = \frac{\text{angle}(gX^N)}{\text{angle}(R^N)} + s(t) \quad (6)$$

式中,光纤网络无线链路的容量为 R^N ,对光纤数据频带进行自适应均衡,得到激光器异常功率数据分布的相位特性为:

$$\begin{aligned} p(R^N = r_i) &= p(X^N = x_i | |x_i| = |r_i|, \text{angle}(x_i) = \\ &\left(\frac{\text{angle}(r_i) - \varphi_g}{W^N x(t)} \right) \bmod(2\pi)) \end{aligned} \quad (7)$$

采集的激光器异常功率数据包括 r_i 个变量,调整激光器异常功率数据采集的观测变量 x_i ,结合异常匹配滤波检测,进行激光器异常功率数据采集的离散形式输出为:

$$\begin{aligned} H(R^N) &= - \sum_{i=1}^M p(r_i) \log(p(r_i)) = \\ &- \sum_{i=1}^M p(x_i) \log(p(x_i)) = \\ &H(X^N) \end{aligned} \quad (8)$$

建立实时性较高的有效数据库 M ,快速形成面对不同模型大数据的知识库 H ,实现激光器异常功率数据采集^[16],得到采集输出的光纤网络异常功率数据的组合传输信号为:

$$\begin{aligned} I(X^N; Z^N) &= H(X^N) - H(X^N | Z^N) = \\ &H(X^N) - H(R^N | Z^N) - H(\varphi_g | Z^N) \end{aligned} \quad (9)$$

其中 Z^N 为激光器异常功率数据特征权值系数。根据上述分析,实现激光器异常功率数据特征提取。

5 基于机器学习的激光器异常功率数据采集

机器学习是一种人工智能技术,可以模拟人类进行思考和学习的过程,它可以对大量数据进行分析 and 存储。在数据采集得过程中,为了保证数据采集的稳

定性和准确性,采用机器学习进行光纤网络的传输异常功率数据采集,通过机器学习和均衡调度,进行机器学习分类,提高数据采集的聚类性^[17-18]。

设置中断响应机制为:

$$\hat{x}(\eta) = \sqrt{P_n} r_\eta^T (P_n R_{ss} + \sigma_z^2 I_N)^{-1} y I(X^N) \quad (10)$$

其中:

$$r_\eta = E[\eta x_s] \quad x_s = [x(\eta_1), \dots, x(\eta_N)]^T \quad (11)$$

$$R_{ss} = E[x_s x_s^T] \in \mathbf{R}^{N \times N} \quad (12)$$

式中 y 为控制信号; P_n 为数据空间映射; r 为在信号处理器上测量数据速度_η。在中断响应机制 s 信息覆盖区域 R 中,根据激光器异常功率数据信号 η 进行时间-频率参数 E 的估计结果,结合自适应信息融合方法进行激光器异常功率数据的多属性融合调度 x ,光纤网络的异常功率数据采集序列的调度输出期望值 m 和标准差 i ,设 $N_0=0$ $d=1$ 对 $k=1 \ 2 \ \dots \ m-1$,采用如下机器学习算法进行激光器异常功率数据采集:

$$X_{m+1}(m) = X_{k+1}(m) R_{ss} \pm \sqrt{(d_m(0) - \sum_{i=1}^{m-1} [X_{m+1}(i) r_\eta - X_{k+1}(i)]^2)} \quad (13)$$

在光纤网络的安全等级统计函数中计算满足正态分布 $N(0, 1)$ 的初始值 x_0 ,根据上述迭代公式得到光纤网络的异常功率数据采集输出为:

$$\left. \begin{aligned} \min_{\alpha} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - X_{m+1}(m) \sum_{j=1}^l \alpha_j \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{j=1}^l y_j \alpha_j = 0 \\ & 0 \leq \alpha_j \leq x_j, \quad j = 1 \ 2 \ \dots \ l \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中 α y x 分别为在数据库中 j 存储的异常功率数据。

综上分析,实现了光纤网络的激光器异常功率数据采集系统设计。

6 实验测试与分析

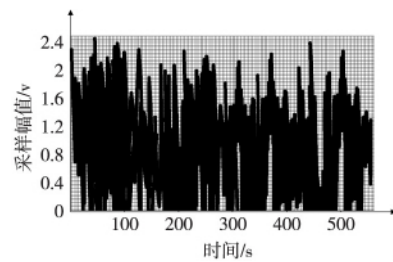
6.1 实验参数设置

为了测试系统性能,基于 Matlab7 进行仿真实验,实验中对激光器异常功率数据采集的数据长度为 1 800, PPI_CLK 周期为 12 ms,初始采样频率设定为 1 600 kHz,采样时间间隔为 6 ms,激光器异常功率数据采集时长为 1 024。

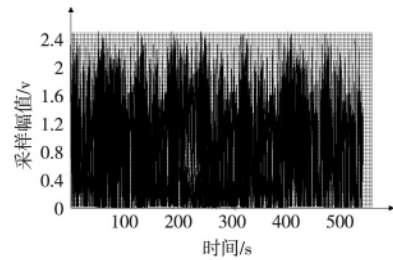
6.2 激光器异常功率数据采集

根据上述仿真环境和参数设定,进行激光器异常功率数据采集,得到原始和优化的数据采集输出结果

如图 4 所示。



(a) 原始数据采集输出



(b) 本文方法优化输出

图 4 数据采集输出结果

分析图 4(a) 得知,原始的采集数据的输出模糊性较大,可识别能力不好,通过传感器对光纤网络的传输异常功率数据进行采集,对采集的原始通信数据采用异常匹配滤波检测器进行滤波处理,实现码间干扰抑制,利用机器学习方法进行数据采集优化,得到优化后的数据采集结果如图 4(b) 所示。对比图 4(a) 和图 4(b),发现采用本文方法对光纤网络激光器异常功率数据采集进行优化输出,输出数据的抗干扰性较好,可分辨能力较强。

6.3 数据采集精度

为了验证本文方法的有效性,将本文方法与文献[3]和文献[4]方法进行数据采集的精度对比。对比结果如图 5 所示。

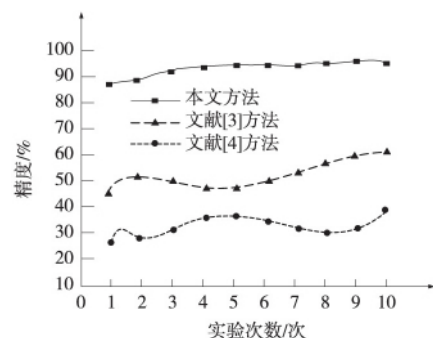


图 5 激光器异常功率数据采集的精度对比图

根据图 5 可知,文献[3]进行激光器异常功率数据采集的精度在 45% ~ 60% 区间;文献[4]进行激光器异常功率数据采集的精度在 28% ~ 42% 区间;本文方法进行激光器异常功率数据采集的精度在 86% ~

95% 区间,本文方法进行数据采集的精度比传统方法高,说明采用本文方法可以提高数据采集的精度。

6.4 数据采集输出信噪比

将本文方法与文献[3]和文献[4]方法的数据采集的输出信噪比进行对比,得到对比结果如表1所示。

表1 输出信噪比对比(dB)

学习次数	本文方法	文献[3]	文献[4]
100	45.6	35.4	25.4
200	58.9	38.6	28.5
300	63.2	42.3	32.6

分析表1得知,本文方法进行激光器异常功率数据采集的智能性较高,其输出信噪比比文献[3]和文献[4]方法的输出信噪比高。

7 结语

提出一种基于机器学习的激光器异常功率数据采集系统。该方法对激光器异常功率数据采集最为理想,并且经过优化后的输出数据抗干扰性较好,采用本文方法进行激光器异常功率数据采集的精度在86%~95%区间,采集精度较高,输出数据的抗干扰性较好,且输出信噪比均高于45 dB,在激光器异常功率数据采集中具有较好的应用前景。

参考文献

- [1] 徐鸿福,范伟强. 基于分布式光纤温度传感器的电缆故障定位研究[J]. 黑龙江电力,2017,39(05): 425-429.
- [2] 石雪,胡宗福,傅长松. 基于均值逼近算法的光纤陀螺温度补偿方法[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版),2018,36(1): 37-41.
- [3] 张志勇,毛建东,孙颖,等. B/S架构激光雷达数据采集及远程监控系统设计[J]. 量子电子学报,2016,33(05): 590-597.
- [4] 高建秋,孙建锋,李佳蔚,等. 基于激光章动的空间光到单模光纤的耦合方法[J]. 中国激光,2016,43(08): 25-32.
- [5] 胡志涛,何兵,周军,等. 高功率光纤激光器热效应的

- 研究进展[J]. 激光与光电子学进展,2016,53(8): 8-18.
- [6] 曹建树,罗振兴,姬保平,等. 基于LabVIEW的激光超声数据采集与处理系统设计[J]. 机床与液压,2016,44(13): 113-115.
- [7] 郝卫东,苗国强,魏尧,等. 激光测量机器人数据同步采集系统设计[J]. 组合机床与自动化加工技术,2018,533(7): 127-130+135.
- [8] 李杰雄,李波,朱广志,等. 高功率光纤激光器的残留包层光滤除研究[J]. 激光技术,2017,41(6): 798-802.
- [9] 刘秉刚,常建华,徐帆,等. 基于FPGA的激光雷达数据采集系统设计[J]. 光电与控制,2018,25(12): 68-72.
- [10] 李新强,张天舒,付毅宾,等. 基于FPGA的激光雷达回波信号数据采集卡设计[J]. 大气与环境光学学报,2018,13(2): 150-160.
- [11] 王媚,朱兴林. 基于车载激光雷达设备的跟驰数据采集方法[J]. 中国科技论文,2017,12(19): 2176-2180.
- [12] 王晶晶,尚建华,贺岩,等. 激光多普勒测振计信号采集和处理系统设计[J]. 电子科技,2016,29(1): 9-12.
- [13] 柴源,孙翠翠,阮鹏,等. 基于DSP的激光脉冲信号采集与串口通信方法研究[J]. 赤峰学院学报(自然科学版),2016,32(24): 30-32.
- [14] 马捷,严俊,艾明耀. 一种顾及地形特征的LIDAR点云生成公路断面的方法与应用[J]. 公路,2016,61(05): 143-146.
- [15] 高小龙,王刚,翟成瑞,等. 基于侧向耦合结构的准分布式光纤液漏传感器[J]. 光学技术,2019,45(04): 453-457.
- [16] 吴伟霖,余华恩,陈冠楠,等. 基于LabVIEW的激光功率远程检测系统[J]. 计算机系统应用,2016,25(4): 68-72.
- [17] 王小龙,吴蕾,陈素颖,等. 振动线数据采集和数据处理方案设计与验证[J]. 强激光与粒子束,2016,28(12): 145-151.
- [18] 向康,刘在洲,李海速. 高功率光纤耦合蓝光激光器设计与实现[J]. 光学与光电技术,2018,16(01): 27-31.