

激光与光电子学进展

基于集成卷积神经网络 FPGA 的长距离拉曼分布式光纤传感系统数据采集模块设计

秦嘉辰¹, 乔丽君^{2,3}, 薛晓辉^{1*}, 李健^{2,3}, 宋桦可², 张明江^{1,2,3}

¹太原理工大学新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 山西 太原 030024;

²太原理工大学物理与光电工程学院, 山西 太原 030024;

³太原理工大学精密测量物理山西省重点实验室, 山西 太原 030024

摘要 空间分辨率、传感距离和测温精度等参数是衡量拉曼分布式光纤传感系统性能的重要指标,这些参数的精确性直接受数据采集处理传输模块的影响。设计一种基于集成卷积神经网络(CNN)的现场可编程门阵列(FPGA)的拉曼分布式光纤传感系统数据采集处理模块。利用 JESD204B 接口将拉曼分布式光纤温度传感系统输出的数据高速传输至 FPGA,并在 FPGA 上进行累加平均去噪和 CNN 去噪。累加平均控制单元利用有限状态机配合 AXI4 总线协议控制 DDR3 SDRAM 进行数据存储与数据流通;CNN 去噪单元利用数据缓冲控制器和卷积运算单元进行算法去噪,提升系统测温精度。最终数据通过高速外围组件互联(PCIe)高速接口发送到上位机。实验结果表明,所设计数据采集模块的有效采样点数达到 1024000 个,满足 100 km 量级长距离传感需求,融合 CNN 去噪算法后,系统温度精度可达 0.998 °C。

关键词 拉曼分布式光纤传感;卷积神经网络;现场可编程门阵列;数据采集处理

中图分类号 TP312 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP250824

1 引言

分布式光纤传感系统具有优异的耐高温、抗干扰和抗辐射^[1]特性,在桥梁隧道、油气管线和智能电网^[2]等大型基础设施结构健康监测领域具有重大社会需求和应用前景。其中,拉曼分布式光纤传感技术在工程应用中的分布式温度测量方面具有极大的灵活性和有效性^[3],拉曼散射效应具有显著的温度敏感性^[4],使得基于该原理的拉曼分布式光纤传感系统在大范围温度场监测中展现出独特优势。拉曼分布式光纤传感技术经过数十年发展,在信号解调算法和硬件架构方面已取得突破性进展。在系统实现层面,微弱拉曼散射信号的高保真采集与处理是决定系统性能的关键环节。空间分辨率^[5-6]、传感距离和采样精度等核心参数的测量精度直接受限于数据采集处理模块的性能:可编程逻辑器件的采样率影响空间分辨率,存储单元的深度制约着最大传感距离,高速模数转换器(ADC)的分辨率直接决定采样精度,进而影响测温精度。

近年来,随着研究者们对面向分布式光纤传感系统的数据采集处理模块的不断深入研究,该方向已取得重要进展。王佳宁^[7]提出一种基于现场可编程门阵

列(FPGA)的分布式光纤测温系统,其采用一种分段拟合平均算法,通过程序将采集到的斯托克斯和反斯托克斯信号进行分段处理后拟合到一起,该算法可以提升运行速度,最终实现采集处理系统的采集频率为 100 MHz,采集光纤长度为 2 km,对外部输入信号可进行 2000 次采样。周龙^[8]提出一种低采样率的 FPGA 数据采集系统,其采样率为 200 MHz,空间分辨率为 1.5 m,采用累加平均滤波方法使测温系统的测温精度从 2 °C 提升至 1 °C。潘冬阳等^[9]在 FPGA 上实现了基于分布式光纤传感测温系统的累加平均算法,采样率为 100 MHz,单次采样点数为 20000 个。宁炳魁^[10]设计了一种面向拉曼分布式光纤温度传感系统的数据采集模块,采样率为 200 MHz,最高累加次数为 65536 次。刘恒等^[11]提出一种基于 FPGA 的分布式拉曼光纤传感系统,累加迭代次数为 8000 次,利用累加迭代平均滤波算法和非线性小波变换阈值去噪法,实现系统的测温精度为 1.5 °C 左右。陈洋等^[12]提出基于 FPGA 的拉曼分布式光纤测温系统数据采集处理模块,所设计的数据采集处理模块最终可实现双通道采样率为 200 MHz、分辨率为 12 bit 的高精度采样,模拟带宽为 80 MHz,利用 FPGA 硬件累加平均滤波算法,实现累

收稿日期: 2025-03-14; 修回日期: 2025-05-04; 录用日期: 2025-05-13; 网络首发日期: 2025-05-19

基金项目: 国家自然科学基金联合基金重点项目(U23A20375)、山西省重点研发项目(202302150101002,202202030201004)

通信作者: *xuexiaohui@tyut.edu.cn

加次数最高为 10^5 次和采样点数最大为 179200 个的累加平均去噪能力。以上实验结果表明,目前使用的高速数据采集处理系统存在采集距离短、采样率低和采样精度低等问题,无法完全满足长距离、高采样分辨率和高温度精度的拉曼分布式光纤传感系统的指标要求。因此,研制一种高性能的数据采集处理模块,提升拉曼分布式光纤传感系统的传感距离、采样分辨率和测温精度等指标具有非常重要的意义。

温度监测领域要求拉曼分布式温度传感系统(DTS)在长距离范围内具有较高的温度精度^[13]。目前常用来提升温度精度的去噪方法有小波去噪、卡尔曼滤波、均值滤波和中值滤波等。卷积神经网络(CNN)是目前主流的去噪手段,其用于数据去噪具有非常高的实用价值^[14]。CNN属于深度学习技术的一种,广泛应用于图像识别^[15]、数据去噪^[16]和自然语言处理^[17]等领域。传统的CNN去噪存在占用中央处理单元(CPU)或图形处理单元(GPU)资源较大、算力较低、功耗较大、实时性

差和吞吐量低等缺点。将CNN应用于FPGA,可以充分利用FPGA的并行计算能力,实现高效的实时数据处理与加速,显著提高算法的计算速度并降低功耗,特别适用于低延迟和高吞吐量的嵌入式应用。基于此,本文提出一种基于集成CNN的FPGA的长距离拉曼分布式光纤传感系统数据采集模块,该模块利用JESD204B高速接口配合累加平均算法和CNN去噪算法,实现了光纤数据 102 km 的长距离高速传输,并将拉曼分布式光纤传感系统的测温精度提升至 $0.998\text{ }^\circ\text{C}$,进一步推动了拉曼分布式光纤传感系统的应用与发展。

2 拉曼分布式光纤数据采集模块结构设计

2.1 数据采集模块结构设计

采用基于 AD9680 芯片的 ADC_FMC 子卡和 Xilinx Kintex-7 系列的 FPGA 构建高速数据采集处理平台,基于FPGA的数据采集模块结构如图1所示。

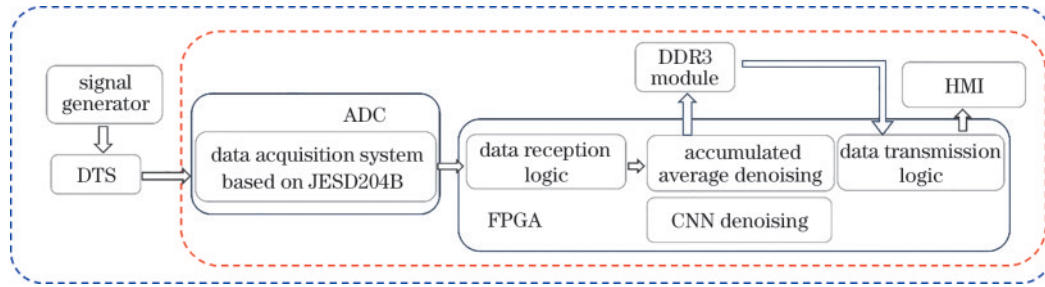


图1 面向拉曼分布式光纤传感系统的数据采集模块结构

Fig. 1 Structure of data acquisition module for Raman distributed optical fiber sensing system

系统架构包含3个核心模块,分别为高速数据采集模块、算法去噪模块、高速外围组件互联(PCIE)接口和上位机(HMI)通信模块。在数据采集模块中,DTS输出的模拟电信号通过14位精度、1000 MHz采样率的ADC_FMC子卡完成模数转换,利用JESD204B协议标准(符合JESD204B Class 1规范)实现4通道同步数据传输。各通道采用16 bit数据位宽,在250 MHz核心时钟(core_clk)域下完成数据同步采集,同时采集4通道数据,并通过FPGA端JESD204B IP核实现高速串行数据解帧与重组,从而实现1000 MHz采样率。算法去噪模块采用双级流水架构:第一级为具备65536次累加平均深度的处理单元,其设计基于统计优化,集成了32 bit数据位宽扩展电路、双倍数据速率同步动态随机存储器(DDR3 SDRAM)深度存储阵列和有限状态机控制系统;第二级为CNN去噪单元,输入数据进入缓冲FIFO(First Input First Output)完成数据缓存,并采用5级流水线结构完成卷积运算,该结构包含5级移位寄存器组和32位定点数乘法累加阵列,此外,通过只读存储器(ROM)读取权重偏置数据完成最终数据处理。PCIE接口与HMI通信模块主要采用PCI Express Gen 2×8接口协议,通过直接内存访问(DMA)控制器将处

理后的数据流传输至HMI。HMI软件采用基于Qt的平台开发,集成设备驱动控制、实时波形显示和数据存储功能,支持.dat格式数据文件存储。

2.2 拉曼分布式光纤传感系统工作原理

采用反斯托克斯光单路解调方法对拉曼分布式光纤传感系统的温度进行解调。首先对脉冲光在传感光纤中产生的反斯托克斯光信号进行光功率计算。

在室温和任意温度下,脉冲光在光纤中激发的反斯托克斯光功率分别为

$$P_{AS}(T_0) = P_0 \Gamma_{AS} v_{AS}^4 \frac{1}{\exp(h\Delta\nu/kT_0) - 1} \exp[-(\alpha_0 + \alpha_{AS})L] \quad (1)$$

$$P_{AS}(T) = P_0 \Gamma_{AS} v_{AS}^4 \frac{1}{\exp(h\Delta\nu/kT) - 1} \exp[-(\alpha_0 + \alpha_{AS})L] \quad (2)$$

式中: P_0 为入射光功率; Γ_{AS} 为反斯托克斯光的散射系数; v_{AS} 为反斯托克斯光子的频率; h 为普朗克常数; $\Delta\nu$ 为拉曼频移; k 为玻尔兹曼常数; T 、 T_0 分别为待测温度、室温; α_0 、 α_{AS} 分别为入射光、反斯托克斯光在光纤中的损耗系数; L 为光纤上某点的测量距离。对比2条

功率曲线,得到

$$\frac{P_{AS}(T)}{P_{AS}(T_0)} = \frac{\exp(h\Delta v/kT) - 1}{\exp(h\Delta v/kT_0) - 1} \quad (3)$$

获得传感光纤沿线的温度信息后,对计算结果进行处理,生成温度解调曲线,以准确反映沿线温度分布情况。温度信息的计算公式为

$$T = \frac{h\Delta v}{k \ln \left[1 + \frac{\exp(h\Delta v/kT_0) - 1}{P_{AS}(T)} P_{AS}(T_0) \right]} \quad (4)$$

使用所设计的数据采集模块对室温下的光纤进行温度测量,将采集到的数据进行累加平均和 CNN 去噪后发送至 HMI, HMI 将接收到的数据进行温度解调和量化表征。

2.3 数据采集单元

数据采集单元采用 ADI 公司的 AD9680 高速 ADC,数据采集单元结构设计如图 2 所示。

AD9680 芯片集成基于 SERDES 架构的 JESD204B 协议物理层接口, JESD204B 作为第三代高速 ADC 接

口标准,其利用 8B/10B 编码机制和确定性延迟特性,支持多通道同步传输技术,链路速率最高可达 12.5 Gbit/s,可有效突破传统并行接口的时序收敛瓶颈。硬件配置流程采用分层初始化策略:首先通过 SPI(Serial Peripheral Interface)总线协议完成 ADC 寄存器配置,当系统复位信号(sysrst)置位时,触发 ADC 初始化状态机;待配置完成标志信号(adc_fin)有效后,经可编程延迟单元(reset_delay)建立延时窗口,之后进行 JESD204B 初始化;最后完成 ADC 与 FPGA 的数据链路建立。数据链路建立包含三阶段协议握手:第一阶段执行代码组同步, FPGA 端 JESD204B IP 核驱动 SYNCINB± 差分信号,触发 ADC 发送 K28.5 码训练序列,接收端识别到正确帧后,拉高 SYNCINB±,完成代码组同步;第二阶段实施初始通道对齐,并发送 JESD204B 链路配置参数;第三阶段传输用户数据[控制字段的轮询/终止位(RBD)为 0,标志字段 F 为 1,信息字段长度 K 为 20],该数据帧用于按正确顺序先后完成 ADC 与 JESD204B 接口的配置。

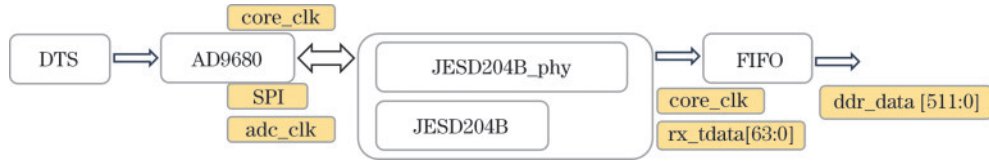


图 2 数据采集单元结构设计图

Fig. 2 Designed diagram of data collection unit structure

2.4 累加平均控制单元

累加平均控制单元采用有限状态机控制,图 3 为累加平均控制单元数据传输图。

累加平均单元首先进行初始化配置,当第一次外部触发信号临时进入状态 6 时,通过 AXI4 总线将数据写入 DDR3 SDRAM,然后从第二次触发开始,每次触

发进入状态 7,将第一次 DDR3 SDRAM 中的数据通过 AXI4 总线突发读出,并与第二次数据对齐,进行数据累加和计数器计数,当计数器计数至设置累加次数(65536 次)时,对累加数据进行平均。为方便运算,利用移位操作将 32 位数据减至 16 位,完成累加平均操作。



图 3 累加平均控制单元数据传输图

Fig. 3 Data transmission diagram of accumulated average control unit

2.5 CNN 去噪单元

本单元设计了一种一维 2 层 CNN 模型,使用 PyTorch 框架训练和评估模型。CNN 模型流程图如图 4 所示,包括数据加载与预处理、卷积层、前向传播和 Adam 优化器。

基于上述模型,在 Python 环境下搭建模型,并对

训练集数据进行训练。CNN 去噪算法设计结构如图 5 所示。

利用 MATLAB 格式的数据集进行训练和测试,用 PyTorch 框架构建并优化 CNN 模型,数据进行预处理后进入卷积层进行卷积。卷积层由 2 层卷积组成,用于提取输入数据中的特征,通过权重矩阵对输入数据进行

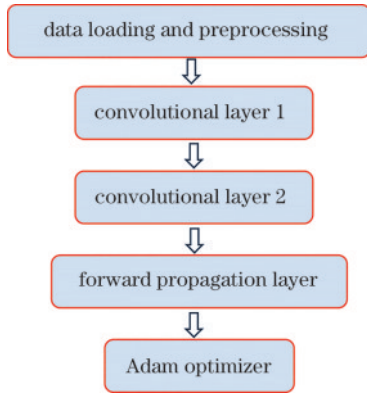


图 4 CNN 模型流程

Fig. 4 Flowchart of CNN model

卷积操作,学习数据中的局部模式。第一层卷积的输入通道数为 1,输出通道数为 5,卷积核大小为(1,5),使用

padding 确保宽度不变。第二层卷积的输入通道数为 5,输出通道数为 1,卷积核大小为(1,5),使用 padding 确保宽度不变。通过前向传播定义数据在网络中的传播路径,使用 Adam 优化器进行模型优化。Adam 是基于自适应估计的一阶优化算法,适用于大规模数据,其通过多次迭代(200 个 epoch),更新卷积层的权重和偏置以最小化损失。使用 StepLR 来降低学习率,帮助模型在训练后期更好地收敛。完成训练后取出权重和偏置,通过 ROM 在 FPGA 上读出进行卷积运算。

用 MATLAB 重新编写卷积程序进一步验证模型的准确性,导入测试数据和权重偏置数据,对预测的数据集进行温度解调,计算温度精度以达到精确的数据预测与分析。

最终在 FPGA 上实现卷积算法,算法结构图如图 6 所示。

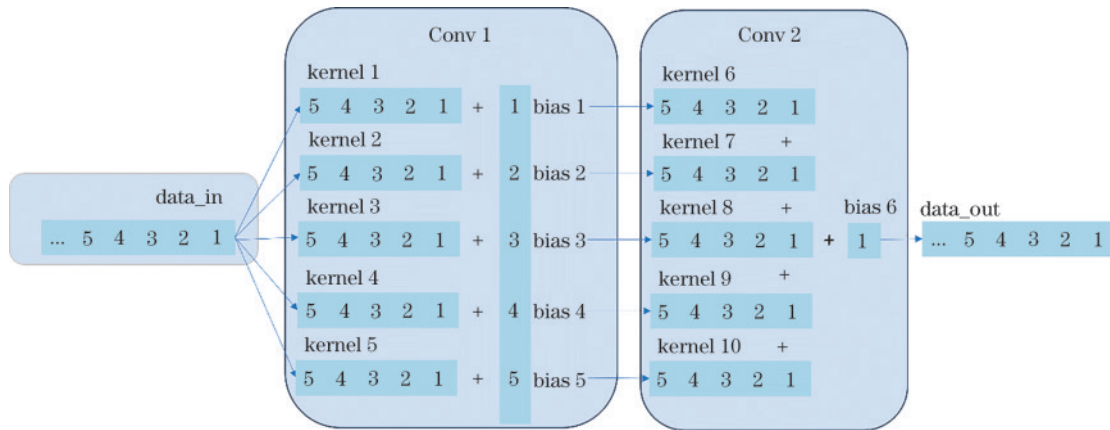


图 5 CNN 去噪算法设计结构图

Fig. 5 Designed structural diagram of CNN denoising algorithm

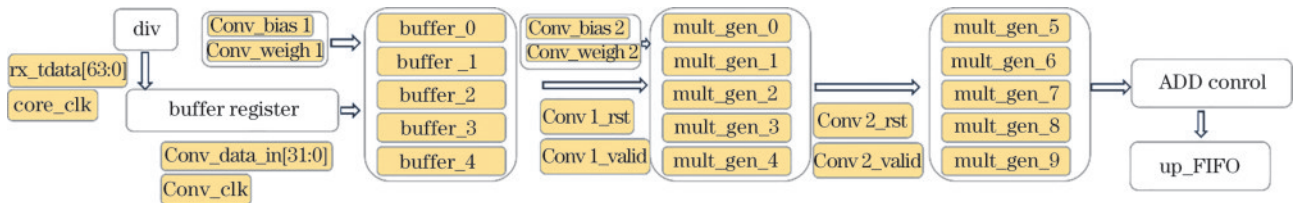


图 6 CNN 去噪结构

Fig. 6 Structure of CNN denoising

在 vivado 环境下搭建 CNN 去噪模型,利用 5 个寄存器将累加平均后的数据通过 5 个通道输出,使用 5 个乘法器(mult_gen_0~5)对各个通道的输入数据和卷积核数据进行乘法运算,将乘法结果与偏置数据相加得到第一层卷积结果。由于运算量较大,为避免数据精度缺失,缩短数据位宽至 16 bit 后进入第二层卷积,第二层卷积和第一层卷积相同,卷积结束后同样缩短数据位宽至 16 bit。

2.6 PCIE 数据传输模块

XDMA(Xilinx Direct Memory Access IP Core)有其单独的工作时钟 xdma_clk,完成去噪后的数据流

过 AXI4 总线输送至 DMA,再通过 PCIE 接口发送至 HMI。PCIE 数据传输模块结构图如图 7 所示。

在将数据流发送至 DMA 之前,需对 XDMA IP 核进行关键参数配置。由于算法模块的工作时钟域为 200 MHz,为避免跨时钟域数据传输丢失,将 AXI 总线时钟频率设置为更高的 250 MHz,并将 AXI 数据位宽设置为 128 bit,接口协议选用 AXI4 存储器映射标准。在数据通过 PCIE 接口向 HMI 传输的上行链路配置中,将 DMA 读写通道数均设置为 2,并将写请求最大数量设置为 32,其余参数均保持默认值。



图 7 PCIE 数据传输模块结构
Fig. 7 Structure of PCIE data transmission module

2.7 HMI 及文件解码程序设计

HMI 的具体操作步骤如下:首先打开板卡,单击复位,将数据采集模块进行软复位,并将内部所有模块初始化;然后设置拉曼分布式光纤传感系统的触发脉冲频率为 1 kHz,采集卡内部设置光纤长度为 5 km,单击开始采集;接着单击触发脉冲使能,自此数据流完成数据采集模块内部算法指令,直到结束;最后单击停止采集,将最终数据存储于 .dat 文件中,编写 Python 文件进行数据解码并绘图。

3 实验结果分析

对数据采集模块进行性能测试,拉曼分布式光纤传感系统的重要指标包括测量距离和温度精度。首先,验证采集长度指标,设置采集点数为 1024000 个,在室温下采集拉曼后向散射信号,实验装置如图 8 所示。使用 DTS 集成模块,其内部集成分布式反馈激光器 (DFB)、半导体光放大器 (SOA)、波分复用器 (WDM)、雪崩光电探测器 (APD),从 APD 中得到的模拟电信号通过数据采集模块处理后,发送到 HMI。对最终采集到的数据进行解码,并结合理论计算验证其实际采样长度。然后,验证 CNN 去噪算法的温度精度,设置采集长度为 5 km,对最终采集到的数据进行温度解调和解码操作,通过标准差计算温度精度。

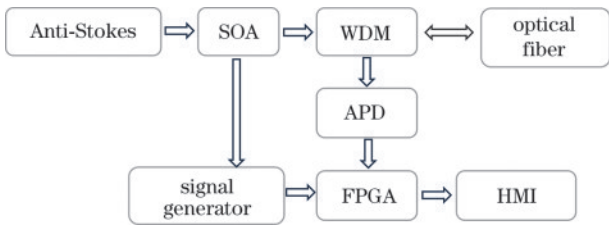


图 8 拉曼分布式光纤传感系统实验流程
Fig. 8 Flowchart of Raman distributed optical fiber sensing system

3.1 数据采集模块的测量距离

测量距离作为拉曼分布式光纤传感系统的重要指标,表示传感系统所能测量的光纤长度。设置同步信号发生器脉冲频率为 1 kHz,为能够明确观测到后向散射曲线与底噪有所区分,采用长度为 69 km 的光纤,设置数据采集模块累加长度参数为 2000,将原始数据位宽由 16 bit 扩展到 32 bit,利用异步 FIFO 进一步将

数据位宽扩展至 512 bit,并将 250 MHz 时钟域转换至 200 MHz 时钟域下,通过 AXI4 总线一次性读写 32 个数据,在 1000 MHz 采样率下,采集到的数据个数为 $(512/32) \times 32 \times 2000 = 1.024 \times 10^6$ 。高速数据采集处理模块的采样分辨率的计算公式为

$$\Delta = \frac{vt}{2} = \frac{v}{2q} = \frac{c}{2nq} \approx \frac{1 \times 10^8}{q} \quad (5)$$

式中: q 为采集模块的采样率; c 为真空光速; n 为光纤折射率,取值为 1.5。最终计算得到高速数据采集处理模块的采样分辨率为 10 cm,即每隔 10 cm 采集一个点,总采集长度为 102.4 km,因此设置数据采集模块的采样距离为 102 km。采用长度为 69 km 的光纤进行测量,图 9(a) 为实际测量长度下采集的后向拉曼散射信号曲线,图 9(b) 则对应光纤末端与噪声基线交界区的信号细节。结果表明,所设计的数据采集处理模块能够有效测量长度为 102 km 的光纤。

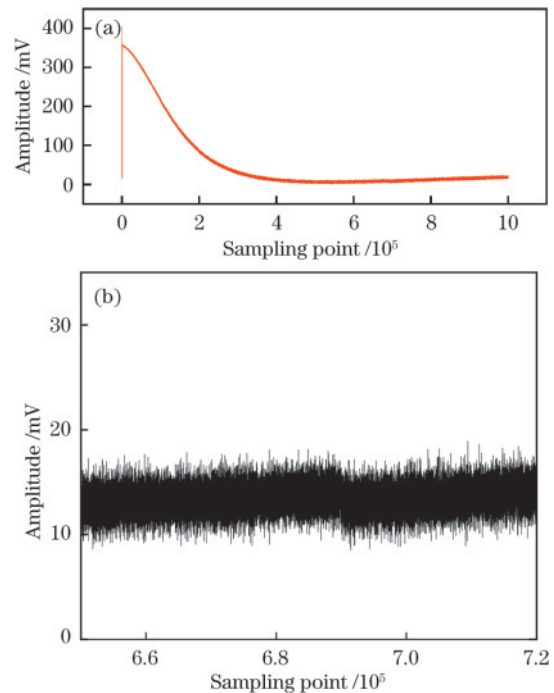


图 9 后向拉曼散射信号的分布特征。(a) 全长信号曲线; (b) 末端交界区局部细节
Fig. 9 Distribution characteristics of the backward Raman scattering signal. (a) Signal curve of the full length; (b) local details at the end junction region

3.2 CNN 去噪算法测温精度指标优化验证

为评估 CNN 的去噪性能,搭建基于拉曼分布式光纤传感的测试系统。实验采用长度为 4.5 km 的传感光纤,在 20 °C 的室温环境下,分别采集原始系统与引入 CNN 去噪算法后的后向拉曼散射曲线。将所有数据上传至 HMI 进行温度解调,其测温精度通过解调曲线末端一小段数据的标准差来评定。图 10 展示了 CNN 去噪前后温度解调曲线的对比结果。

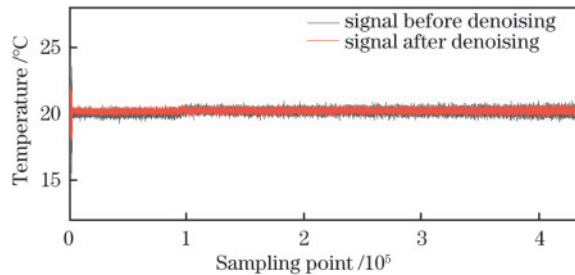


图 10 CNN 去噪前后的温度解调曲线

Fig. 10 Temperature demodulation curves before and after CNN denoising

由图 10 可以看出,CNN 去噪后温度精度得到有效提高。对温度精度进行量化,取光纤末端 100 m 的数据,计算解调温度的标准差:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (6)$$

式中: σ 为标准差; n 为数据点的数量; x_i 是第 i 个数据点; μ 是数据集的均值。计算结果表明,累加平均去噪前温度精度为 1.683 °C,去噪后温度精度为 0.998 °C,温度精度提升了 0.685 °C。所提方法有效解调出光纤沿线的真实温度信息,说明 CNN 模块可以大幅提升测量的温度精度。

4 结 论

设计一种基于集成 CNN 的 FPGA 的长距离拉曼分布式光纤传感系统数据采集模块,包括数据采集单元、累加平均控制单元、CNN 去噪单元和 PCIE 数据传输单元。数据流通过 JESD204B 接口进入 FPGA 后,首先进行累加平均去噪,以抑制随机噪声,随后利用 CNN 去噪算法进一步优化信号质量,从而提升温度测量精度。最终,处理后的数据通过 PCIE 接口打包并传输至 HMI。实验结果表明,该系统可实现最高 65536 次累加平均,实现了 1024000 个采样点的长距离测量,测温精度提升至 0.998 °C。在拉曼分布式光纤传感领域,FPGA 的并行计算能力与 CNN 的非线性去噪优势相结合,为高精度、长距离测量提供了一种新的解决方案。未来,随着 FPGA 硬件性能的进一步提升和神经网络算法的优化,该方法将在更大规模的分布式光纤传感应用中发挥重要作用。

参 考 文 献

- [1] Xu Z G, Ling J M, Ye W, et al. Spatial resolution optimization technology of Raman OTDR using variable sampling rate[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(10): 10500-10508.
- [2] 许扬,李健,张明江.拉曼分布式光纤温度传感仪的研究进展[J].应用科学学报,2021,39(5):713-732.
- [3] Xu Y, Li J, Zhang M J. Research progress of Raman distributed optical fiber temperature sensor[J]. Journal of Applied Sciences, 2021, 39(5): 713-732.
- [4] Li J, Zhang M J. Physics and applications of Raman distributed optical fiber sensing[J]. Light: Science & Applications, 2022, 11: 128.
- [5] 程姿嘉,李健,范卜文,等.基于混沌激光脉冲簇的拉曼分布式光纤传感技术(特邀)[J].红外与激光工程,2024,53(10):20240235.
- [6] Cheng Z J, Li J, Fan B W, et al. Raman distributed fiber optic sensing technology based on chaotic pulse clusters (invited)[J]. Infrared and Laser Engineering, 2024, 53(10): 20240235.
- [7] Li J, Zhou X X, Xu Y, et al. Slope-assisted Raman distributed optical fiber sensing[J]. Photonics Research, 2022, 10(1): 205-213.
- [8] Wang C Y, Li J, Zhou X X, et al. Chaos Raman distributed optical fiber sensing[J]. Light: Science & Applications, 2023, 12: 213.
- [9] 王佳宁.基于FPGA的分布式光纤测温系统数据处理技术研究[D].长春:长春理工大学,2017:11-38.
- [10] Wang J N. Research on data processing technology of distributed optical fiber temperature measurement system based on FPGA[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2017: 11-38.
- [11] 周龙.基于拉曼分布式光纤测温系统的设计与优化[D].桂林:广西师范大学,2023:53-54.
- [12] Zhou L. Design and optimization of distributed fiber optic temperature measurement system based on Raman[D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2023: 53-54.
- [13] 潘冬阳,南钢洋,白雪.基于高速信号采集系统累加平均算法研究[J].仪器技术与传感器,2021(8):122-125.
- [14] Pan D Y, Nan G Y, Bai X. Research on overlapping average algorithm based on high speed signal acquisition system[J]. Instrument Technique and Sensor, 2021(8): 122-125.
- [15] 宁炳魁.分布式光纤温度传感系统的数据采集模块设计[D].成都:电子科技大学,2018:52-56.
- [16] Ning B K. Data acquisition module design of distributed fiber temperature sensing system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018: 52-56.
- [17] 刘恒,喻俊松,万生鹏,等.基于FPGA的分布式拉曼光纤传感系统[J].激光与光电子学进展,2021,58(5):0506006.
- [18] Liu H, Yu J S, Wan S P, et al. Distributed Raman optical fiber sensing system based on FPGA[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(5): 0506006.
- [19] 陈洋,乔丽君,曹康怡,等.基于FPGA的拉曼分布式

- 光纤测温系统数据采集处理模块设计[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(17): 1706007.
- Chen Y, Qiao L J, Cao K Y, et al. Design of data acquisition and processing module for Raman-distributed optical-fiber temperature measurement system based on FPGA[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(17): 1706007.
- [13] Li J, Zhang Q, Xu Y, et al. High-accuracy distributed temperature measurement using difference sensitive-temperature compensation for Raman-based optical fiber sensing[J]. Optics Express, 2019, 27(25): 36183-36196.
- [14] 温思行, 全源. 基于卷积神经网络的分布式光纤温度传感系统[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(1): 150-153.
- Wen S X, Quan Y. Distributed fiber optic temperature sensing system based on convolutional neural network[J]. Techniques of Automation and Applications, 2025, 44(1): 150-153.
- [15] 陈禹乐, 李博, 梁红, 等. 小样本下基于深度学习的声呐图像分类研究[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(4): 739-745.
- Chen Y L, Li B, Liang H, et al. Research on sonar image few-shot classification based on deep learning[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(4): 739-745.
- [16] 李传朋, 秦品乐, 张晋京. 基于深度卷积神经网络的图像去噪研究[J]. 计算机工程, 2017, 43(3): 253-260.
- Li C P, Qin P L, Zhang J J. Research on image denoising based on deep convolutional neural network[J]. Computer Engineering, 2017, 43(3): 253-260.
- [17] 赵亚欧, 张家重, 李贻斌, 等. 融合基于语言模型的词嵌入和多尺度卷积神经网络的情感分析灯[J]. 计算机应用, 2020, 40(3): 651-657.
- Zhao Y O, Zhang J C, Li Y B, et al. Sentiment analysis using embedding from language model and multi-scale convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(3): 651-657.

Design of Data Acquisition Module in Long-Distance Raman Distributed Optical Fiber Sensing System Based on FPGA with Integrated Convolutional Neural Network

Qin Jiachen¹, Qiao Lijun^{2,3}, Xue Xiaohui^{1*}, Li Jian^{2,3}, Song Huake², Zhang Mingjiang^{1,2,3}

¹Key Laboratory of New Sensors and Intelligent Control of Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, Shanxi, China;

²School of Physics and Optoelectronic Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, Shanxi, China;

³Shanxi Provincial Key Laboratory of Precision Measurement Physics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, Shanxi, China

Abstract

Objective The spontaneous Raman scattering effect in optical fibers is sensitive to temperature, so distributed Raman optical fiber sensing systems can monitor temperature characteristics over a wide range and have been widely applied in the temperature safety monitoring of major infrastructure such as highway tunnels, railway bridges, and smart grids. After decades of development, the sensing performance of Raman distributed optical fiber sensing technology has been greatly improved. Parameters such as spatial resolution, sensing distance, and sampling accuracy are important indicators for evaluating the performance of Raman systems, and the accuracy of these parameters is directly affected by the data acquisition and processing module. Therefore, this paper designs a data acquisition module for long-distance Raman distributed optical fiber sensing system based on an field programmable gate array (FPGA) integrated convolutional neural network (CNN), aiming to improve the temperature measurement accuracy and extend the measurement distance.

Methods A data acquisition system is designed to increase the sampling distance of the Raman distributed optical fiber sensing system. First, the analog-to-digital converter is used to complete the signal conversion, and the data is transmitted to the FPGA through the JESD204B high-speed data transmission interface. The first input first output (FIFO) is used for cross-clock domain and data bit width setting, the accumulation averaging denoising algorithm is implemented in the FPGA for denoising, and the finite state machine is used in conjunction with the AXI4 bus protocol to control the double data rate synchronous dynamic random access memory (DDR3 SDRAM) for data storage and data flow, completing the write, read, delay and synchronization operations of the data, with the aim of achieving long-distance data acquisition. Finally, the data is sent to the upper computer through the peripheral component interconnect express (PCIE) high-speed serial interface by calling the Xilinx direct memory access (XDMA).

A CNN denoising algorithm is designed and applied to the FPGA to improve the temperature measurement accuracy of the Raman distributed optical fiber sensing system. First, a CNN model is built in the Python environment, and the collected

data set is trained in this model to obtain the weight and bias information. After completing the training, the denoising effect is tested in MATLAB through simulation. Finally, the logic function simulation and board verification of the CNN denoising algorithm are completed on the FPGA platform. The algorithm denoising is carried out using the data buffer controller and the convolution operation unit to improve the temperature measurement accuracy of the system.

Results and Discussions Experimental results show that this module can achieve a sampling frequency of 1000 MHz, with an actual measurement point number of 1.024×10^6 , and the accumulation averaging times can reach 65536 times per single operation. The data processing time is directly determined by the frequency of the signal generator, enabling high-speed data acquisition and processing for long-distance Raman distributed optical fiber systems and reducing the demand for hardware performance. The verification results show that through the CNN denoising processing, the temperature measurement accuracy is improved to $0.998 \text{ }^\circ\text{C}$, enhancing the temperature measurement accuracy of the Raman distributed optical fiber sensing system.

Conclusions This paper presents a data acquisition module for Raman distributed optical fiber temperature measurement system based on FPGA and CNN. First, by integrating the AD9680 high-speed ADC (1000 MHz) with the Kintex-7 FPGA, efficient signal acquisition and processing are achieved. In the data acquisition section, the JESD204B protocol is adopted for signal digital transmission, and the system's temperature measurement accuracy is significantly enhanced through the application of the cumulative averaging denoising algorithm and the CNN denoising algorithm. Specifically, the cumulative averaging algorithm effectively reduces random noise and improves the signal-to-noise ratio, while the CNN denoising algorithm, with its learned feature extraction capability, enhances the system's adaptability in complex noise environments, ensuring high-quality data output even in long-distance sensing scenarios. Furthermore, the system ensures efficient and low-latency data transmission through the PCIe Gen2 \times 8 interface and direct memory access (DMA) control, avoiding the risk of real-time performance degradation due to data transmission delays. Additionally, based on the Qt software platform, real-time storage and visualization analysis of temperature data are implemented, providing a convenient operation interface and intuitive data display method. Experimental results show that after integrating the CNN denoising algorithm, the temperature measurement accuracy is improved to $0.998 \text{ }^\circ\text{C}$, significantly reducing the measurement error. Traditional signal processing methods are prone to noise interference in long-distance measurements, leading to a decline in temperature measurement accuracy. However, the proposed CNN denoising method effectively improves the measurement stability and accuracy of the system, especially in long-distance and high-noise environments. Through the training of the CNN, the CNN effectively suppresses noise and distortion in the signal, enabling accurate temperature measurement even under extremely low signal-to-noise ratios, greatly extending the measurement distance and optimizing the temperature measurement accuracy.

Key words Raman distributed optical fiber sensing; convolutional neural network; field programmable gate array; data acquisition and processing