

基于人工神经网络的瑞利散射频谱解调方法

王一凡, 刘庆文*, 何祖源**

上海交通大学区域光纤通信网与新型光通信系统国家重点实验室, 上海 200240

摘要 基于瑞利散射频谱的分布式光纤传感系统具有线性度好、可同时检测动态和静态信号的优点,但基于互相关运算的常规解调技术存在计算量非常大的问题。提出一种使用人工神经网络(ANN)算法代替互相关运算来提高瑞利散射频谱解调速度的方案。在该方案中,通过训练 ANN 模型,建立从瑞利散射曲线形状与对应的探测激光频率之间的映射关系,根据输入的待解调瑞利散射曲线,输出光纤所受到的温度或应变信息。在验证实验中,利用基于啁啾脉冲和匹配滤波器的时间门控光频域反射仪架构,获取不同探测激光频率下待测位置处的瑞利散射曲线数据,证明了基于 ANN 算法的数据处理方法可以正确地解调出光纤所受的应变;与基于互相关的解调方法相比,所提方法的信噪比有所降低,而计算速度提升了两个数量级以上,实现了动态信号的快速检测。

关键词 光纤光学; 分布式光纤传感; 瑞利散射; 人工神经网络

中图分类号 TN247

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.1306012

Method for Rayleigh Scattering Spectral Demodulation Based on Artificial Neural Network

Wang Yifan, Liu Qingwen*, He Zuyuan**

State Key Laboratory of Advanced Optical Communication Systems and Networks, Shanghai Jiao Tong University,
Shanghai 200240, China

Abstract The distributed optical fiber sensor based on Rayleigh spectral demodulation has the advantages of high linearity and capability for both dynamic and static signal sensing, but the traditional demodulation method based on cross-correlation requires a large amount of calculation. Here we propose a new demodulation method based on an artificial neural network (ANN) instead of cross-correlation operation to boost the speed in the demodulation of Rayleigh backscattering spectra, in which an ANN model is first constructed and trained to map the Rayleigh scattering pattern to the frequency of the corresponding probe laser. Then, the strain or temperature information of the fiber is figured out from the input Rayleigh scattering curve to be demodulated. In the verification experiment, the Rayleigh backscattering traces at the detection position under different probe laser frequencies are obtained using time-gated digital optical frequency domain reflectometry in which chirped pulses and matched filters are employed. It is verified that the strain applied to the fiber can be correctly demodulated by the data-treatment method based on the ANN algorithm. Compared with the demodulation method based on cross-correlation, the proposed method possesses a lower signal-noise ratio and the calculation speed increased by two orders, which ensures the realization of the fast detection of dynamic signals.

Key words fiber optics; distributed fiber sensor; Rayleigh scattering; artificial neural network

OCIS codes 060.2370; 120.0280; 290.5870

收稿日期: 2021-03-23; 修回日期: 2021-05-19; 录用日期: 2021-06-01

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC1503703)、国家自然科学基金(61875121, 61620106015)

通信作者: *liuqingwen@sjtu.edu.cn; **zuyuanhe@sjtu.edu.cn

1 引言

光纤分布式声波传感器(DAS)是利用光纤中后向瑞利散射信号对环境振动敏感的特性,实现对振动信号的检测与定位^[1-2]。DAS具有传感光缆本征安全、耐恶劣环境、抗电磁干扰、检测距离长等优点,在围栏安防、管道泄漏检测等场景具有广泛的应用^[3-6]。在DAS技术中,振动信号的检测主要有两种方案。一种方案是相位解调技术,即利用后向瑞利散射的相位变化量正比于光纤所受应变的特性,通过检测瑞利散射信号的相位来获取环境振动信息^[2]。这种方案结构简单、灵敏度高,但是由于解算出的相位总是以 2π 为周期性,该方案只能检测小幅度的动态应变信号,无法检测静态信号。另一种方案是瑞利散射的频谱解调技术,将瑞利散射视为随机散射点的反射光叠加的结果,当光纤发生温度改变或者受到应变时,各散射点反射光之间的相位差随之改变,导致探测到的瑞利散射的强度也会发生相应的变化,而这种相位差的变化可以通过调整探测光脉冲的频率来进行补偿,完全补偿时探测光的频率偏移量正比于外界待测参量^[2]。这种方法既可以测量静态信号,也能够测量动态信号,并且避免了相位解调方法中经常遇到的相干衰落噪声问题,近年来受到研究者的关注^[7-9]。

瑞利散射的频谱解调技术需要获得待测光纤在不同探测激光频率下的瑞利散射强度曲线,然后根据曲线的形状变化或频率移动获取外界信息。2009年,Koyamada等^[7]在光时域反射仪基础上,利用步进式调谐激光器发射的探测脉冲频率,得到了不同频率下瑞利散射强度曲线,并通过互相关运算获取了光纤的瑞利散射频移信息,在8 km长的光纤上实现了 $0.01\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的温度分辨率。采用电流调谐半导体激光器^[8]或者啁啾脉冲^[9]可以快速获取瑞利散射频谱,但仍然需要用互相关运算来检测瑞利散射的频移。基于啁啾脉冲的强度谱时移解调方法可以利用强度的变化检测振动的有无,但需要互相关运算以恢复振动的波形^[10]。总之,目前计算瑞利散射曲线的相似度或移动时,普遍采用互相关算法,而互相关运算涉及大量的数据计算,庞大的计算量使得系统难以实现信号的实时处理,并增加了系统数据采集、存储和功耗方面的压力,成为限制频谱解调型DAS技术实用化的一个严重障碍。作为一种新的数据处理方法,人工智能算法在分布式光纤传感技术中也逐渐得到应用,如实现布里渊散射的频移检

测^[11-13]、光纤模式拍频的频率检测等^[14],并在检测精度和准确性方面取得了较好的效果,但目前还没有用人工智能算法解调瑞利散射曲线频谱的报道。

针对互相关运算求解瑞利散射频谱方案中的计算量大的问题,本文提出了一种基于人工神经网络(ANN)的瑞利散射频谱检测技术。建立了一个ANN模型,并利用光纤上的瑞利曲线数据对其进行训练,建立瑞利散射频谱曲线的形状与对应的探测激光频率之间的映射关系,训练好的ANN模型可以根据输入的待解调瑞利曲线,直接输出该曲线所对应的频率;激光频率变化可以补偿光纤温度或应变导致的相位变化,根据该特性得到待测光纤的温度或应变信息。在验证实验中,首先获取待测光纤在不同探测光频率下的瑞利散射信号,然后采用ANN方法解调瑞利散射信号频谱的变化。与互相关方法相比,基于ANN算法的解调速度提升了450倍,而信噪比只下降了3.5 dB。这种数据处理算法可以推广到其他需要大量数据匹配运算的领域中。

2 瑞利散射信号的获取

实验系统采用时间门控数字光频域反射仪架构^[15],光路原理图如图1所示。激光器(NKT E15)产生的窄线宽激光经保偏耦合器(PM coupler)分为本地光和探测光两路。任意波形发生器(AWG)产生频率范围为100~600 MHz的线性调频射频脉冲序列,脉冲的持续时间为 $20\text{ }\mu\text{s}$,脉冲的周期为 $100\text{ }\mu\text{s}$ 。该射频信号通过驱动强度调制器(IM),对探测光路进行调制,产生正负一阶边带,其中正边带被滤波器(filter)取出,获得移频范围为100~600 MHz的线性啁啾光脉冲输出,其他边带和残留载波被滤波器滤除。该线性啁啾光脉冲经过掺铒光纤放大器(EDFA)放大之后经由光环形器(CIR)注入到待测光纤(FUT)中,待测光纤的长度为10 km,在尾端有一段长为10 m的光纤绕在压电陶瓷(PZT)上。待测光纤上所产生的后向瑞利散射光经光环形器与本地光在耦合器上相遇,并被平衡探测器(BPD)接收,输出的拍频信号被数字示波器(Osc.)转换为数字信号,其采样率为 2.5 GSa/s 。

基于该实验系统,我们首先建立了待测光纤在不同中心探测脉冲频率下的瑞利散射图形数据库。对于第一个探测脉冲返回的瑞利散射信号,利用多个中心频率不同的匹配滤波器同时对拍频信号进行滤波,即得到待测光纤在不同中心频率下的瑞利散射曲线形状^[9]。在本实验系统中,采

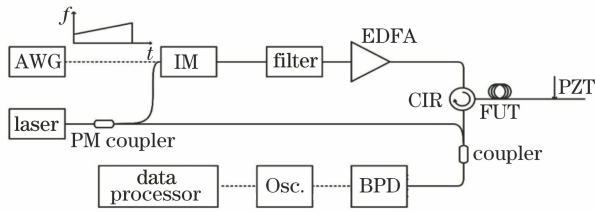


图 1 实验系统装置图

Fig. 1 Experimental configuration

用 81 个不同频率的匹配滤波器进行滤波,各滤波器带宽和频率间隔分别为 100 MHz 和 5 MHz,最后经过滤波后得到的 81 条瑞利散射曲线的频率依次为 $[150 + (j_1 - 1) \times 5]$ MHz, $j_1 = 1, 2, 3, \dots, 81$ 。为了减小这些瑞利散射曲线之间的频率间隔,在相邻的瑞利散射曲线之间,利用三次样条插值算法进行 99 次插值运算,将瑞利散射曲线之间的频率间隔缩小为 0.05 MHz,得到总共有 8001 条瑞利散射曲线的数据库。

在数据库建立完成以后,对于后续每个探测脉冲,只用一个频率范围为 300~400 MHz 的匹配滤波器,选出中心移频为 350 MHz 的瑞利散射信号,并提取光纤上缠绕在 PZT 上的一段长度为 1.6 m 的待测光纤的瑞利散射曲线作检测对象,比较其与数据库中相同位置处的瑞利散射曲线,获取在 PZT 正弦应变激励下光纤瑞利散射信号的频率改变量,进而恢复振动信号波形。需要指出的是,在本实验系统中,每个探测脉冲的有效扫频范围为 100 MHz,根据时间门控数字光频域反射仪理论,此时反射仪的空间分辨率为 1 m。但是在基于瑞利散射频谱的解调方案中,为了确保瑞利散射曲线具有波动起伏特征以提高形状匹配的特异性和精确度,每次匹配所需的曲线长度需要超过空间分辨率,在本例中每段瑞利散射曲线对应的待测光纤的长度(即传感系统的应变检测空间分辨率)为 1.6 m,是反射仪空间分辨率的 1.6 倍。进一步增加匹配瑞利曲线的长度虽然有助于提高应变检测的精度,但会引起空间分辨率的劣化以及计算量的增加。

3 于 ANN 的数据处理技术

如前所述,瑞利频谱解调法通过比较各瑞利散射曲线之间的频率偏移来计算待测应变或温度变化。如图 2 所示, $f_1 \sim f_M$ 为不同中心频率匹配滤波器获得的瑞利散射频谱,第 1 个探测脉冲采用了 M 个匹配滤波器建立瑞利散射数据库,后续脉冲只采用一个匹配滤波器。对于光纤上的某个区域,第一

个脉冲的瑞利散射曲线被视为发生事件之前的频率基准,PZT 施加在光纤上的应变导致后续脉冲在该区域中的瑞利散射曲线形状发生变化,变化后的瑞利散射曲线所对应的探测脉冲频率与 350 MHz 之间的差,正比于外界所施加的应变。

以第一个探测脉冲产生的瑞利散射曲线构建数据库,使用互相关算法,计算后续脉冲瑞利散射曲线与参考库中各瑞利散射曲线的相似度,找到最相似的曲线。根据这两条曲线对应的频率的差值,可以计算出待测光纤上发生的应变 ϵ 大小^[7]:

$$\frac{\Delta v}{v_0} = -K_\epsilon \epsilon \approx -0.78\epsilon, \quad (1)$$

式中: Δv 为瑞利散射频谱的移动量; v_0 代表探测光中心频率; K_ϵ 代表光纤的应变(ϵ)-频率灵敏度系数,在 1550 nm 波长附近,对于普通单模光纤,有 $K_\epsilon \approx -0.78$ 。

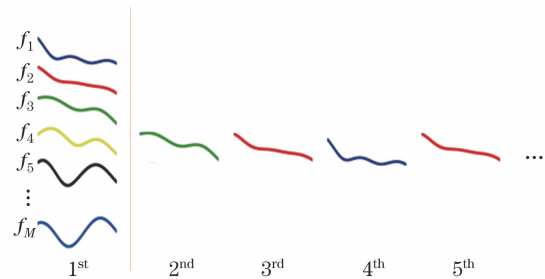


图 2 瑞利散射曲线频率偏移示意图

Fig. 2 Schematic of frequency shift of Rayleigh scattering traces

互相关系数法是目前性能最好的计算曲线之间相似度的算法之一,其计算公式^[7]为

$$P_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^N \{ [I_i(z_k) - \bar{I}_i(z_k)] [I_j(z_k) - \bar{I}_j(z_k)] \}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N [I_i(z_k) - \bar{I}_i(z_k)]^2 \cdot \sum_{k=1}^N [I_j(z_k) - \bar{I}_j(z_k)]^2}}, \quad (2)$$

式中: $P_{i,j}$ 代表第 i 个脉冲和第 j 个脉冲之间的互相关系数; $I_i(z_k)$ 代表第 i 个脉冲在该段光纤上的频率强度曲线; z_k 为该段瑞利曲线的位置坐标; $\bar{I}_i(z_k)$ 为强度的平均值; k 为数据点编号; N 为每段曲线包含的数据点个数。在每一次测量中,在光纤上的每一个空间分辨率区间上,中心移频为 350 MHz 的瑞利散射信号需要与参考数据库中每一条瑞利散射曲线进行上述互相关运算,庞大的计算量是限制该方案实用性的主要问题。

本文引入人工神经网络(ANN)技术来代替互

相关运算,实现了瑞利散射曲线到对应探测激光频率之间的映射。ANN 通常用来实现输入输出复杂的非线性关系的映射^[16],其结构示意图如图 3 所示。在本实验中,每条瑞利散射曲线和其对应的标准频率之间就是一个典型的非线性关系,因而有望采用 ANN 技术来实现快速计算。

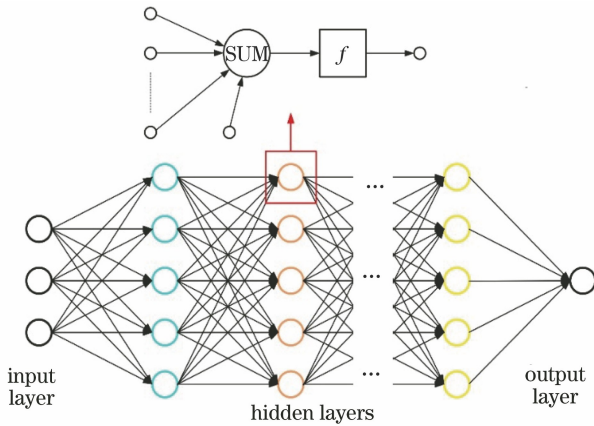


图 3 神经网络和神经元的结构示意图
Fig. 3 Structural diagrams of ANN and neuron

本实验中设计的 ANN 模型基本结构与图 3 相同,由一个输入层、五个隐藏层和一个输出层构成,各层的神经元个数依次为 200、180、160、120、80、40 和 1。相邻层的神经元权重代表了神经元之间连接的强弱程度,在模型初始化时,权重也被初始为随机值。在训练时,模型采用训练数据集和反向传播算法来对这些权重进行优化;信息经由输入层、隐藏层再到输出层输出,将输出的信息与期望进行比较。如果误差较大,将目标函数反向传播回 ANN 模型,对权值进行进一步优化。这个过程以

轮为单位不断重复,直至模型输出的最小均方误差达到要求。在学习率的控制上使用随机梯度下降法,保证最终误差落在最小值而非极小值点。在所有神经元的权重被优化完毕后,第 j' 个神经元的输出可以表示为

$$y'_j = f(\omega'_i x'_i - \theta), \quad (3)$$

式中: x'_i 表示前一层神经元的输出; ω'_i 代表调整后的权重; θ 代表神经元的阈值; $f(\cdot)$ 代表神经元的非线性激活函数。激活函数采用 ReLU (Rectified Linear Unit) 函数,其表达式为

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}, \quad (4)$$

式中: x 代表输入值。该函数具有较高的训练速度。

在实验中,以缠绕在 PZT 上的 1.6 m 的光纤作为解调对象。在没有对 PZT 施加振动时,从第一个探测脉冲获取的 8001 条瑞利散射曲线中,随机抽取 7001 条作为训练集,对 ANN 模型进行训练,以获取瑞利散射图形到对应频率值的映射关系。在训练过程中进行了 800 轮迭代,花费了大约 2.3 h。在训练完成后,为了评估训练的效果,将剩余 1000 条瑞利散射曲线作为测试集输入到模型中,使其输出计算频率。ANN 模型解调得到的频率与这 1000 条瑞利散射曲线的实际频率之间的误差就表征了 ANN 模型的性能。图 4 展示了训练后的 ANN 模型对 1000 条瑞利散射曲线的解调性能,由图 4(a)可以看出,预测频率与实际频率吻合很好。图 4(b)展示了解调频率与实际频率之间的差值,解调频率和实际频率之间差值的标准差为 0.1 MHz,对应的应变分辨率约为 0.67 $\mu\epsilon$ 。

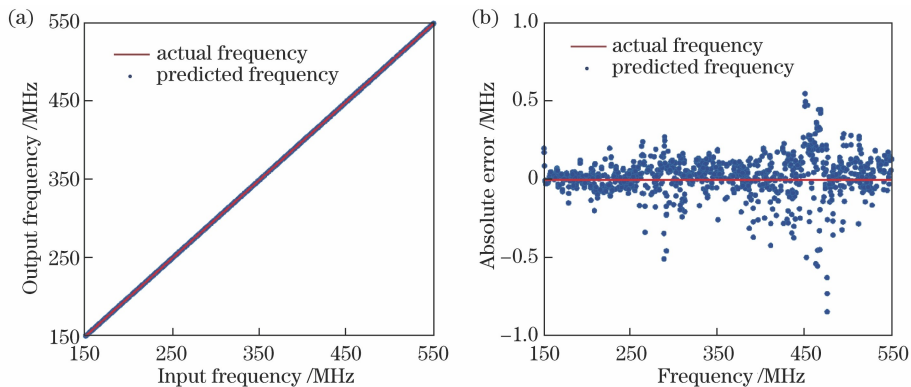


图 4 ANN 模型的性能评估。(a) 预测频率和实际频率; (b) 两个频率的绝对误差
Fig. 4 Performance evaluation of ANN model. (a) Actual frequency and predictive frequency; (b) absolute errors of two frequencies

将该训练好的模型用于瑞利散射频谱的快速解调。实验中一共发射了 200 个探测脉冲到光纤

中,将第一个脉冲得到的瑞利散射信号用于 ANN 模型的训练和测试,并利用该模型对后续 199 个

探测脉冲输出的瑞利散射曲线进行解调, 得出相应的瑞利散射曲线的频率。199 条瑞利散射曲线(每条曲线 40 个采样点, 对应于同一段光纤)的解调共耗时 10 ms。通过比较不同脉冲之间的频率偏移, 利用(1)式得到待测光纤上的应变, 其结果如图 5(a)、(b)所示。结果显示, PZT 所施加的正弦应变信号得到了正确恢复, 振动信号的频率为 1 kHz, 与 PZT 施加的振动频率一致, 且解调的信

噪比为 22.7 dB。

为了评估该 ANN 模型解调瑞利散射曲线的精度, 对比了 ANN 模型和互相关算法对同样数据解调的结果。两种方法都采用了相同的处理器平台, 每个脉冲产生的瑞利散射曲线都与参考数据库中的所有曲线进行互相关计算以确定其频率, 互相关方法解调的运算时间为 4500 ms, 其检测输出结果如图 5(c)、(d)所示, 信噪比达到 26.2 dB。

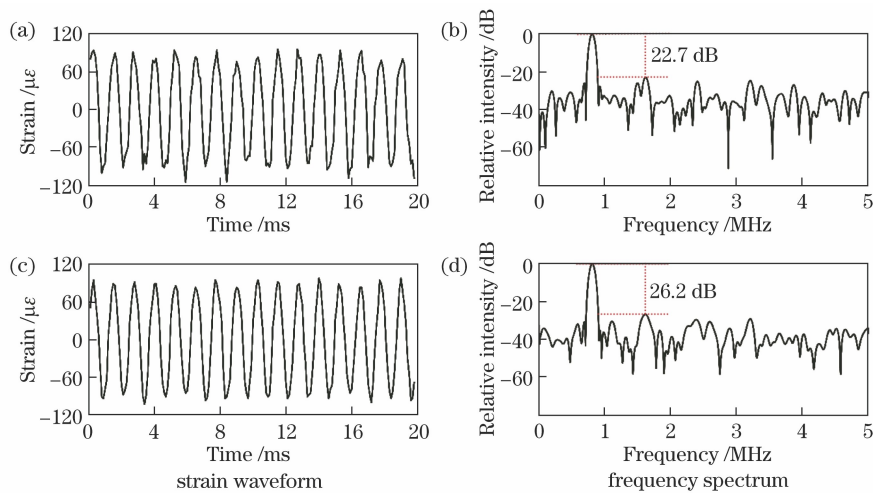


图 5 不同方法的解调结果。(a)(b) ANN 模型; (c)(d) 互相关方法

Fig. 5 Demodulation results by different methods. (a)(b) ANN model; (c)(d) cross-correlation method

4 讨 论

与相位检测技术中只需要两个采样点就可以计算出相移不同, 基于瑞利散射频谱的检测方案需要采集多个采样点上的瑞利散射强度以构成起伏的曲线, 因此在相同的探测脉冲带宽条件下, 基于瑞利散射频谱的解调技术的空间分辨率比相位检测技术更宽, 其空间分辨率取决于形状匹配检测时的瑞利散射曲线的长度。从实验结果可以看出, 在得到待测光纤的瑞利散射频谱后, 互相关算法与 ANN 模型算法都可以实现光纤应变的检测, ANN 模型的训练过程耗时很长, 但训练好的模型在解调速度上有显著的优势, 比互相关算法提高了两个数量级以上。ANN 模型的训练部分和解调部分完全独立, ANN 模型的训练过程是建立瑞利散射曲线形状到特征频率值的映射的过程, 这一映射关系只取决于该段光纤上的瑞利特征分布, 光纤上不同位置处的 ANN 模型可以在实验室进行独立训练, 然后在实际环境中调用该模型对光纤的状态进行快速解调。在验证实验中, 受限于探测脉冲的扫频范围, 建立的瑞利散射曲线的频率范围只有 400 MHz, 对应的应变测量范围为 $2.7 \mu\epsilon$ 。采用内调谐光频域反射仪等技术可

以实现 THz 的调谐范围^[17], 并支持毫应变量级的应变测量以及数百摄氏度的温度检测范围。

光纤的瑞利散射曲线形状与特征频率值之间具有唯一而确定的关系, 互相关算法理论上可以利用所有瑞利散射曲线数据来得到每个瑞利散射曲线对应的精确频率值, 代价是计算量非常庞大; ANN 模型在训练过程中, 通过选择性丢弃对映射关系贡献很小的大量数据, 显著减小了计算量, 将瑞利频率的检测精度控制在一个可以接受的水平(本实验中为 0.1 MHz)。ANN 模型包含更多参量, 如隐藏层的层数、每层的神经元个数、优化的激活函数及学习率等, 有望以更长的计算时间为代价, 进一步提升 ANN 算法的解调精度。本文所提的 ANN 模型实现了亚纳应变水平的检测精度, 满足周界围栏安防等应用场景对振动解调精度的需求, 而计算速度相对于互相关算法具有两个数量级以上的提升。

5 结 论

提出了一种使用人工神经网络来加速瑞利散射频谱解调速度的方案, 利用光纤的瑞利散射曲线与频率的关系, 首先对 ANN 模型进行训练, 然后利用训练好的 ANN 模型, 根据输入的瑞利散射曲线, 快

速解调出其对应的频率值。在实验中,训练好的ANN模型对光纤的瑞利散射曲线频率的解调精度达到亚纳应变水平,解调速度比互相关算法提升了两个数量级以上,验证了该方案的可行性。

参 考 文 献

- [1] Cai H W, Ye Q, Wang Z Y, et al. Distributed optical fiber acoustic sensing technology based on coherent Rayleigh scattering [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(5): 050001.
蔡海文, 叶青, 王照勇, 等. 基于相干瑞利散射的分布式光纤声波传感技术[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(5): 050001.
- [2] He Z Y, Liu Q W. Optical fiber distributed acoustic sensors: a review [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(12): 3671-3686.
- [3] Wang C, Liu Q W, Chen D, et al. Monitoring pipeline leakage using fiber-optic distributed acoustic sensor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(10): 1006005.
王辰, 刘庆文, 陈典, 等. 基于分布式光纤声波传感的管道泄漏监测[J]. *光学学报*, 2019, 39(10): 1006005.
- [4] Ma H Y, Wang X X, Ma F, et al. Research progress of Φ -OTDR distributed optical fiber acoustic sensor [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(13): 130005.
马皓钰, 王夏霄, 马福, 等. Φ -OTDR型分布式光纤声波传感器研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(13): 130005.
- [5] Lin R B, Zeng X F, Song Z H, et al. Distributed acoustic sensing for imaging shallow structure II: ambient noise tomography [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2020, 63(4): 1622-1629.
林融冰, 曾祥方, 宋政宏, 等. 分布式光纤声波传感系统在近地表成像中的应用 II: 背景噪声成像[J]. *地球物理学报*, 2020, 63(4): 1622-1629.
- [6] Wu T, Yang C Y, Shang J C, et al. Influences of correlation parameter errors on accurate measurement of gas temperature based on spontaneous Rayleigh-Brillouin scattering [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(9): 0912006.
吴涛, 杨传音, 商景诚, 等. 基于自发瑞利-布里渊散射的相关参数误差对气体温度准确测量的影响[J]. *光学学报*, 2019, 39(9): 0912006.
- [7] Koyamada Y, Imahama M, Kubota K, et al. Fiber-optic distributed strain and temperature sensing with very high measurand resolution over long range using coherent OTDR [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2009, 27(9): 1142-1146.
- [8] Liehr S, Münzenberger S, Krebber K. Wavelength-scanning coherent OTDR for dynamic high strain resolution sensing [J]. *Optics Express*, 2018, 26(8): 10573-10588.
- [9] Wang Y F, Liu Q W, Chen D, et al. Distributed fiber-optic dynamic-strain sensor with sub-meter spatial resolution and single-shot measurement [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2019, 11(6): 1-8.
- [10] Pastor-Graells J, Martins H F, Garcia-Ruiz A, et al. Single-shot distributed temperature and strain tracking using direct detection phase-sensitive OTDR with chirped pulses [J]. *Optics Express*, 2016, 24(12): 13121-13133.
- [11] Azad A K, Wang L, Guo N, et al. Temperature sensing in BOTDA system by using artificial neural network [J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(20): 1578-1580.
- [12] Abbasnezhad M, Alizadeh B. FPGA-based implementation of an artificial neural network for measurement acceleration in BOTDA sensors [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(11): 4326-4334.
- [13] Zhang Y F, Yu L, Hu Z L, et al. Ultrafast and accurate temperature extraction via kernel extreme learning machine for BOTDA sensors [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(5): 1537-1543.
- [14] Sidhishwari S, Basu M, Ghorai S K. A modal interference-based fiber optic sensor for dual parameter measurement using an artificial neural network [J]. *Optical Fiber Technology*, 2019, 50: 216-224.
- [15] Liu Q W, Fan X Y, He Z Y. Time-gated digital optical frequency domain reflectometry with 1.6-m spatial resolution over entire 110-km range [J]. *Optics Express*, 2015, 23(20): 25988-25995.
- [16] Azad A K, Wang L, Guo N, et al. Temperature profile extraction using artificial neural network in BOTDA sensor system [C] // 2015 Opto-Electronics and Communications Conference (OECC), June 28-July 2, 2015, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2015: 1-3.
- [17] Li H, Liu Q W, Chen D, et al. Centimeter spatial resolution distributed temperature sensor based on polarization-sensitive optical frequency domain reflectometry [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(8): 2594-2602.