

## 激光与光电子学进展

## 分布式布里渊光纤传感信号降噪技术研究进展

高浩然<sup>1,2</sup>, 李拥政<sup>2,3\*\*</sup>, 郭林峰<sup>1,2,4\*</sup>, Xu Xiaomin<sup>4,5\*\*\*</sup><sup>1</sup>南京信息工程大学物理与光电工程学院, 江苏 南京 210044;<sup>2</sup>江苏省大气海洋光电探测重点实验室, 江苏 南京 210044;<sup>3</sup>中铁三局集团华东建设有限公司, 江苏 南京 211153;<sup>4</sup>江苏省气象光子学与光电探测国际合作联合实验室, 江苏 南京 210044;<sup>5</sup>剑桥大学工程系, 英国 剑桥 CB2 1PZ

**摘要** 分布式布里渊光纤传感技术在基础设施、轨道交通、海底光缆等领域的工程监测中逐步应用。布里渊解调系统光电信号的衰减与噪声影响导致长距离传感信噪比下降,限制了测量精度。研究者通过光脉冲编码、拉曼放大等方法提升信噪比,取得较好的效果,也增加了系统复杂度和设备成本。通过后端信号处理的方式提升系统性能,可降低硬件成本且易于迭代升级。本文回顾了近十年国内外布里渊光纤传感系统使用信号处理方式提高信噪比的方法,包括一维信号降噪、图像视频降噪和深度学习降噪技术,对这些技术进行了讨论分析,并对每种技术对系统性能的提升效果进行了对比,最后对分布式布里渊光纤传感技术信噪比提升技术发展前景进行了展望。

**关键词** 分布式光纤传感技术; 布里渊散射; 信噪比; 信号处理; 图像处理; 机器学习

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP241115

## Research Progress on Signal Noise Reduction Methods in Distributed Fiber Optic Sensing Technology Based on Brillouin Scattering

Gao Haoran<sup>1,2</sup>, Li Yongzheng<sup>2,3\*\*</sup>, Guo Linfeng<sup>1,2,4\*</sup>, Xu Xiaomin<sup>4,5\*\*\*</sup><sup>1</sup>School of Physics and Optoelectronic Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, Jiangsu, China;<sup>2</sup>Jiangsu Key Laboratory for Optoelectronic Detection of Atmosphere and Ocean, Nanjing 210044, Jiangsu, China;<sup>3</sup>China Railway No.3 Group East China Construction Co., Ltd, Nanjing 211153, Jiangsu, China;<sup>4</sup>Jiangsu International Joint Laboratory on Meteorological Photonics and Optoelectronic Detection, Nanjing 210044, Jiangsu, China;<sup>5</sup>Department of Engineering, University of Cambridge, Cambridge CB2 1PZ, UK

**Abstract** Distributed fiber optic sensing technology based on Brillouin scattering is gradually being applied in engineering monitoring in fields such as infrastructure, rail transit, and submarine cables. The attenuation and noise effects of the photoelectric signal in the Brillouin demodulation system lead to a decrease in the signal-to-noise ratio of long-distance sensing, which limits measurement accuracy. Researchers improve signal-to-noise ratio through methods such as optical pulse coding and Raman amplification, achieving good results while also increasing system complexity and equipment costs. Improving system performance through backend signal processing could reduce hardware costs and facilitate iterative upgrades. This paper reviews the methods of using signal processing methods to improve signal-to-noise ratio in optical fiber sensing systems based on Brillouin scattering both domestically and internationally in the past decade, including one-dimensional signal denoising, image and video denoising, and deep learning denoising technologies. These technologies are discussed and analyzed, and the performance improvement effects of each technology on the system are compared. Finally, the development prospects of signal-to-noise ratio improvement technology in distributed fiber optic sensing system based on Brillouin scattering are discussed.

**Key words** distributed fiber optic sensing technology; Brillouin scattering; signal-to-noise ratio; signal processing; image processing; machine learning

收稿日期: 2024-04-22; 修回日期: 2024-05-19; 录用日期: 2024-05-22; 网络首发日期: 2024-05-28

基金项目: 国家自然科学基金(62175113)、江苏省重点研发计划(BE2022076)

通信作者: \*guolf\_nj@163.com; \*\*liyongzhengzt@163.com; \*\*\*xx787@cam.ac.uk

# 1 引 言

我国基础设施建设总量居全球之首,各类基础设施的健康监测逐步成为研究热点<sup>[1]</sup>。其中,分布式光纤传感技术备受多类工程监测领域关注,其利用光纤作为传感元件,具备抗电磁干扰、耐腐蚀、长距离传输、较低成本和全尺度连续感知等特点<sup>[2]</sup>。根据被测光信号的不同特性,分布式光纤传感技术可分为基于光纤瑞利散射、拉曼散射和布里渊散射三种类型<sup>[3]</sup>。其中,基于布里渊散射的分布式光纤传感系统具有较高的应变和温度灵敏性,越来越多地应用于基础设施工程<sup>[4-5]</sup>、电力交通轨道<sup>[6-7]</sup>、海底跨洋光缆<sup>[8-9]</sup>、地质岩土工程<sup>[10-11]</sup>等领域的各种类型监测中。近年来,布里渊散射技术更是开创性地用于探测海底地壳断层运动和永久变形<sup>[12]</sup>,展现了其在海洋领域中的巨大应用潜力和价值。另外,按照检测方案的不同,分布式光纤传感还可分为基于光时域技术、光频域技术和光相关域技术<sup>[13]</sup>。基于光时域技术的布里渊光纤传感系统具有原理简单、精度适中和成本可控等优点,受到工程技术人员的广泛关注。目前,基于自发布里渊散射(SpBS)的光时域反射技术(BOTDR)和基于受激布里渊散射(SBS)的光时域分析技术(BOTDA),已完成了由实验室技术向工程应用的转化,在各个监测领域的应用日趋成熟,成为光纤传感技术主要应用方向之一,能够实现百 km 传感距离和亚米级空间分辨率下测量微小应变/温变的目标<sup>[14]</sup>。

基于布里渊散射的分布式光纤传感技术在加速工程化产业化的过程中,仍面临诸多挑战,在系统成本一定的基础上,此类技术仪器的信噪比(SNR)是一个关键指标,直接影响着系统的传感距离和检测精度<sup>[15]</sup>。当前,尽管 BOTDR 技术具备应变与温度检测的高灵敏

性,但由于其采用的 SpBS 效应的光功率相对较弱,系统 SNR 较低,进而限制了长距离使用。BOTDA 技术尽管利用 SBS 机制提升了 SNR,但系统成本上升,且受光纤中非线性效应限制,散射光功率的增加也会受限。为了提高系统的 SNR 并满足长传感距离和高精度测量的应用需求,研究人员进行了广泛的研究,提出使用光脉冲编码<sup>[16-17]</sup>、首尾拉曼放大<sup>[18-19]</sup>、多波长探测<sup>[20-21]</sup>及平衡探测<sup>[22-23]</sup>等方法,虽然改善了 SNR,但是提高了系统复杂度和检测仪器的成本。因此,在保持系统光电路结构优化的基础上,采用通过后端信号处理的方法提高系统 SNR,能够提升系统性能、降低硬件成本,并且后期更易于技术迭代升级,符合工程应用追求性价比和批量产业化的需求,更有利于分布式光纤传感技术产品的产业化应用,加速其发展脚步。

本文对近十余年国内外利用信号处理方法提升分布式布里渊光纤传感系统 SNR 的技术方案进行跟踪分析,涵盖了一维信号降噪算法中的变换域降噪、数字滤波器降噪以及信号分解降噪等方法,此外还详细介绍了传统的图像视频降噪技术的应用,以及基于深度学习的各类降噪网络在布里渊光纤传感信号去噪中的研究,并进一步对比分析了降噪网络对各维度信号处理后系统 SNR 的提升效果。

## 2 一维信号降噪技术在布里渊光纤传感技术中的应用

光纤中的布里渊散射分为信号强度较大的 SBS 和强度较弱的 SpBS,各自采用 BOTDA 系统和 BOTDR 系统进行传感光纤沿线布里渊散射信息的测量,两个系统的基本结构如图 1<sup>[1]</sup>所示。

在基于布里渊散射的光纤传感系统中,通常使数据获得较高的 SNR 的方法是对数据多次采集并平

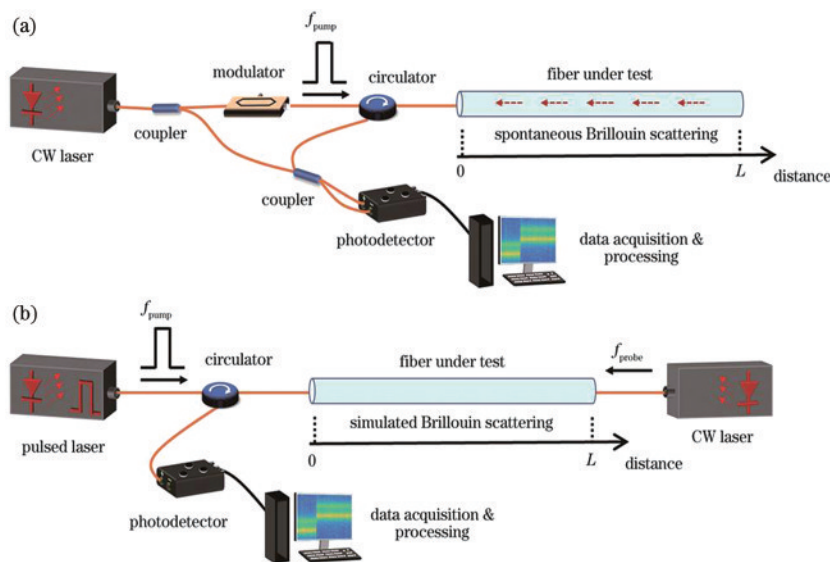


图 1 BOTDR 和 BOTDA 的原理示意图<sup>[1]</sup>。(a) BOTDR; (b) BOTDA

Fig. 1 Principle diagrams of BOTDR and BOTDA<sup>[1]</sup>. (a) BOTDR; (b) BOTDA

均<sup>[24]</sup>,此方法要求平均次数多,在实时监测或快速检测的应用场景中使用受限,并且限于方案原理和使用要求,平均次数并不能无限制增加。为了减少平均次数,研究人员使用多种一维信号处理方法,如信号处理中的小波阈值去噪、滤波器设计和信号分解等,对 BOTDR 系统中光纤沿线的布里渊频移(BFS)分布或 BOTDA 系统中的固定频率的时间轨迹(布里渊轨迹)和布里渊增益谱(BGS)进行降噪,其本质都是将原始信号转换到不同的域中,以便根据信号与噪声在变换域中的不同特性实现有效的信噪分离。由于其具有对一维信号降噪算法简单、计算效率高和不会降低空间分辨率等优点,在实际应用中多采用这种方法。

小波阈值降噪技术是将含噪声的信号进行多尺度小波变换,将信号分解为一系列小波系数,三级小波分解如图 2 所示,这些系数含有信号在不同频率和位置上的详细信息,再根据预设的阈值对小波系数进行阈值量化,将绝对值小于阈值的系数设为零以去除噪声,最后通过逆变换重构出有效信号。传统的小波降噪(WD)方法只对细节系数(高频)进行阈值量化,而忽略了近似系数(低频)中的噪声,增大分解尺度会减少近似系数中的噪声,但分解尺度过大会引入重构误差,影响光谱的保真度。为此,2013 年,中国电子科技集团公司第四十一研究所 Zhang 等<sup>[25]</sup>提出了一种结合小波分解和多层前馈神经网络的降噪方法,利用小波分解对 BGS 进行多尺度分解,对细节系数进行阈值量化,对近似系数进行神经网络训练和模拟,以消除近似系数中的噪声,从而减小分解尺度。该方法在低 SNR 的情况下,只需三个分解尺度,就可以获得较好的降噪效果,且光谱中心频率的误差较小,比传统的小波分解方法更准确。

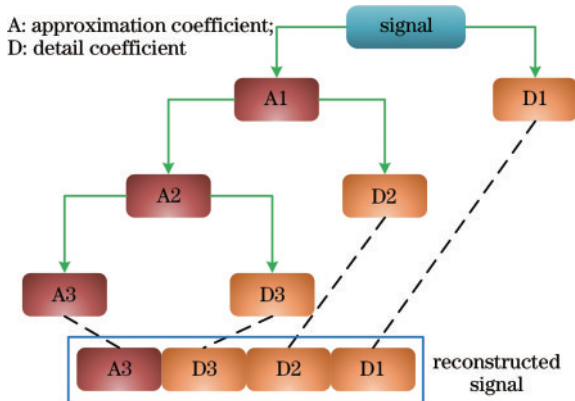


图 2 三级小波分解示意图

Fig. 2 Schematic of three-level wavelet decomposition

使用小波分解降噪时,不可避免地涉及人为选择基函数、分解层数和阈值等。不同的参数设置会产生不同的降噪效果,而自适应降噪算法能够根据信号的特征和噪声的属性自动调整参数,从而更有效地降低噪声。因此,2013 年, Farahani 等<sup>[26]</sup>基于自适应线性预

测(ALP)技术,在应用集合平均前通过自适应有限脉冲响应(FIR)滤波器对布里渊轨迹进行降噪处理,估计出干净信号,然后根据最小均方(LMS)准则自动调整滤波器的系数,以最小化预测误差。实验结果表明,可以显著减少获得相同 SNR 所需的信号采集次数,从而将传感器的测量时间缩短 90%。2014 年,意大利比萨圣安娜大学 Muanenda 等<sup>[27]</sup>通过 ALP 和光脉冲编码的组合技术,使得测量速度比仅使用循环脉冲编码快 8 倍以上,以 1 m 空间分辨率快速准确地测量 10 km 长单模光纤上约 10 Hz 的动态应变。

自适应分解是一种根据信号特性自适应地将信号分解成具有不同频率和幅度分量的技术,也被用在分布式布里渊光纤传感信号降噪处理中。自适应滤波器虽然能够根据信号的统计特性自动调整参数,但在处理非线性和非平稳信号时一定程度上存在局限性。同时,自适应滤波器可能需要对滤波器结构进行更复杂的设计,其性能也更依赖于对信号和噪声模型的准确了解。针对这一问题,2020 年,太原理工大学张明江教授课题组<sup>[28]</sup>提出了一种基于经验模态分解(EMD)和 FIR 滤波器的降噪算法,算法流程如图 3 所示,利用 EMD 将布里渊轨迹自适应地分解为一系列固有模式函数(IMF),通过使用 FIR 滤波器对根据连续均方误差(CMSE)计算得到的需要滤波的 IMF 进行降噪,将降

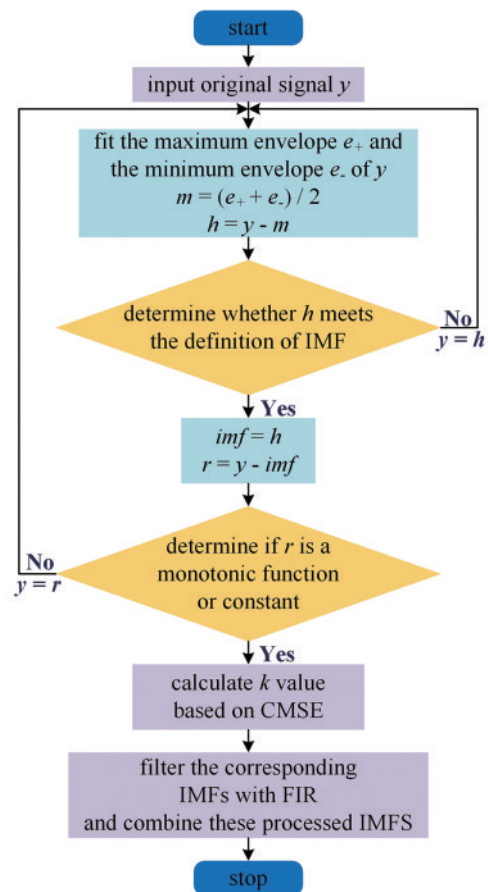


图 3 EMD-FIR 算法流程图<sup>[28]</sup>

Fig. 3 Flow chart of EMD-FIR algorithm<sup>[28]</sup>



噪后的 IMF 叠加,得到降噪信号。该方法克服了小波分解降噪手动选择分解参数的缺点,在 6 km 的光纤传感距离上,使 SNR 最大提升了 11.69 dB,同时将 50 m 长加热段的温度不确定性降低到 0.62 °C。另外,该算法还具备在不影响系统空间分辨率的基础上有效降低包含加热段数据的噪声的优点。2024 年,华北电力大学李永倩教授课题组<sup>[29]</sup>将 EMD 应用于少模光纤单端 BOTDA 系统,在 1 km 待测光纤上使加热段的 SNR 提升了约 3.06 dB,温度测量精度提升了约 0.98 °C。

针对 EMD 需要多次迭代才能分解为 IMF,导致长距离降噪非常耗时的弊端,2021 年,该课题组提出一种基于局部均值分解(LMD)的降噪算法<sup>[30]</sup>。从原始信号中分离出包络信号和纯调频信号,两者相乘后得到一个具有物理意义的乘积函数(PF)分量,将各 PF 分量通过切比雪夫 I 型数字带通滤波器降噪后重组。相比 EMD 算法的迭代过程和截止条件,LMD 算法获得一个 PF 分量的迭代次数较少。该方法的运行时间为 EMD 算法的 1/5,在 23 km 的光纤上实现了 13 dB 的 SNR 提升。2022 年,为了更好地解决 EMD 和 LMD 算法的模式混叠和端点效应,以及降噪阈值不能随信号自适应调整的问题,该课题组还提出了一种基于互补集合经验模式分解(CEEMD)和粒子群优化(PSO)的双自适应去噪算法<sup>[31]</sup>。CEEMD 相较于 EMD 引入了一个有序白噪声集合和确定性的扰动,将布里渊轨迹自适应地分解为不同模式的 IMF,避免了 EMD 中的模式混叠现象。然后根据谱质心法确定降噪范围,利用 PSO 自适应地搜索最优/次优的降噪阈值,避免了传统方法中的降噪过度或不足问题,且无需任何先验条件的估计,图 4 为 PSO 寻找最佳阈值的流程,PSO 随机初始化粒子,调整轨迹优化阈值,利用 GCV 目标函数评估阈值优化,通过非负 garrote 阈值函数建立过滤规则,迭代更新粒子直至停止条件或达到最大迭代次数,输出最优过滤阈值。在 22.5 km 光纤上使用小波变换、中值滤波器、CEEMD 算法和 CEEMD-PSO 算法效果进行对比,原始数据的 SNR 为 47.858 dB,而经过不同算法降噪后的数据分别为 53.663 dB、57.886 dB、55.258 dB 和 67.566 dB。CEEMD-PSO 算法相比于原始数据,提高了约 19.7 dB 的 SNR。在 BFS 精度方面,原始数据和降噪后数据的标准差分别为 2.97 MHz、2.96 MHz、2.70 MHz、2.49 MHz 和 1.85 MHz。CEEMD-PSO 算法降噪后的标准差改善了 1.12 MHz。

### 3 图像和视频降噪技术在布里渊光纤传感技术中的应用

由于一维信号缺乏丰富的空间相关性和多尺度表示,在降噪过程中很难准确区分信号和噪声,其线性排列的局部结构与全局特征往往不够明显,降噪算法的性能及效果受到限制。相比一维数据降噪,图像和视

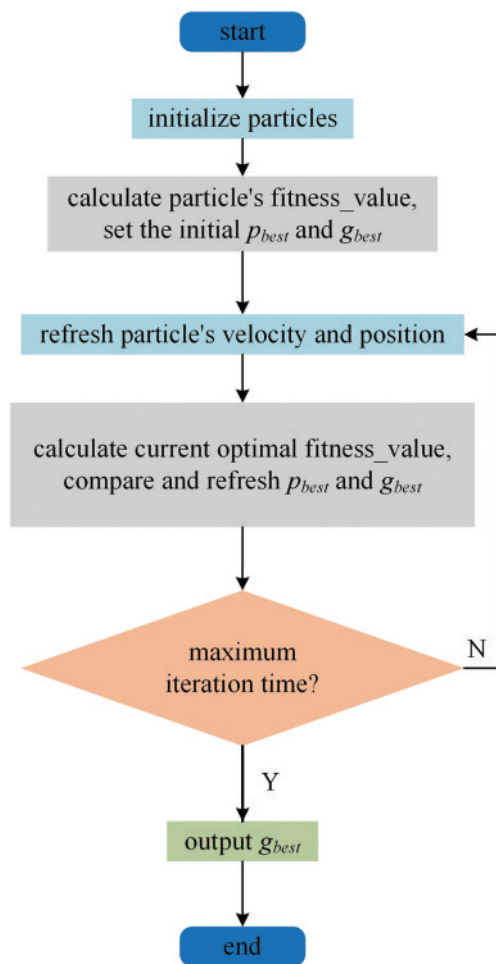


图 4 PSO 寻找最优阈值流程图<sup>[31]</sup>

Fig. 4 Flow chart of PSO finding the optimal threshold<sup>[31]</sup>

频作为二维甚至更高维的数据,在降噪过程中拥有显著的优势。图像和视频中的像素或帧之间存在丰富的空间相关性和结构特征,这使得在降低噪声时可以利用周围像素或帧的信息来恢复丢失或受损的信号。在分布式布里渊光纤传感系统中,由于解调后的数据具有二维特性,其中频移和距离构成了数据的核心维度,可以被视为待去噪图像,其中每个频移-距离对都对应于图像中的一个像素点强度<sup>[32]</sup>。通过对图像进行平滑、分组重构和变换域滤波等方法可以显著提高光纤传感系统的 SNR。然而,这类方法也会带来一些副作用,例如,进行平滑处理可能会模糊图像的边缘和细节,导致空间分辨率的降低,这对于精确识别和定位频移变化来说是一个不利因素。此外,变换域滤波会引入振铃效应或伪影,导致图像的视觉质量和系统测量精度受到影响。因此,在布里渊光纤传感系统的图像和视频降噪技术实际运用中,寻找提高 SNR 与保持空间分辨率和测量精度之间的平衡至关重要,需要根据具体需求和图像特性选择合适的处理方法。

2015 年,瑞士联邦理工学院 Soto 等<sup>[32]</sup>首次将图像降噪技术应用于 BOTDA 传感系统提高 SNR,进而提高系统测量精度。分别使用高斯(GS)滤波、非局部均

值(NLM)滤波、离散余弦变换(DCT)、离散小波变换(DWT)四种图像降噪技术进行测试,图5展示了这四种技术对SNR的提升,在2 m空间分辨率下对50 km光纤末端获得的1.57 dB的原始数据SNR可以分别显著提高9.49 dB、13.73 dB、14.43 dB和15.50 dB。图6为对应频率不确定性改善,由4.7 MHz降低到0.77 MHz、0.29 MHz、0.25 MHz和0.20 MHz。同年,Soto等<sup>[33]</sup>采用三维NLM滤波,利用时间维度中的重复性,将提出的图像降噪拓展到了视频降噪,其中每个测量(频率-距离)都被看作视频序列的一帧。在

50 km距离处使1.4 dB的原始SNR增加到22.1 dB,频率不确定性由4.85 MHz降低到0.055 MHz。2018年,Soto等<sup>[34]</sup>通过分析实验数据,找到了最优的NLM滤波器参数值,提高了BOTDA数据的降噪效果,保持了空间和频率分辨率。使用最优NLM参数值,在2 m空间分辨率下,在200 km光纤环路上设置100 km传感范围进行实验,末端的频率不确定性为0.77 MHz,且不影响空间和频率分辨率,另外还发现NLM能够可靠地恢复测量中包含的数据,最低SNR为0 dB。

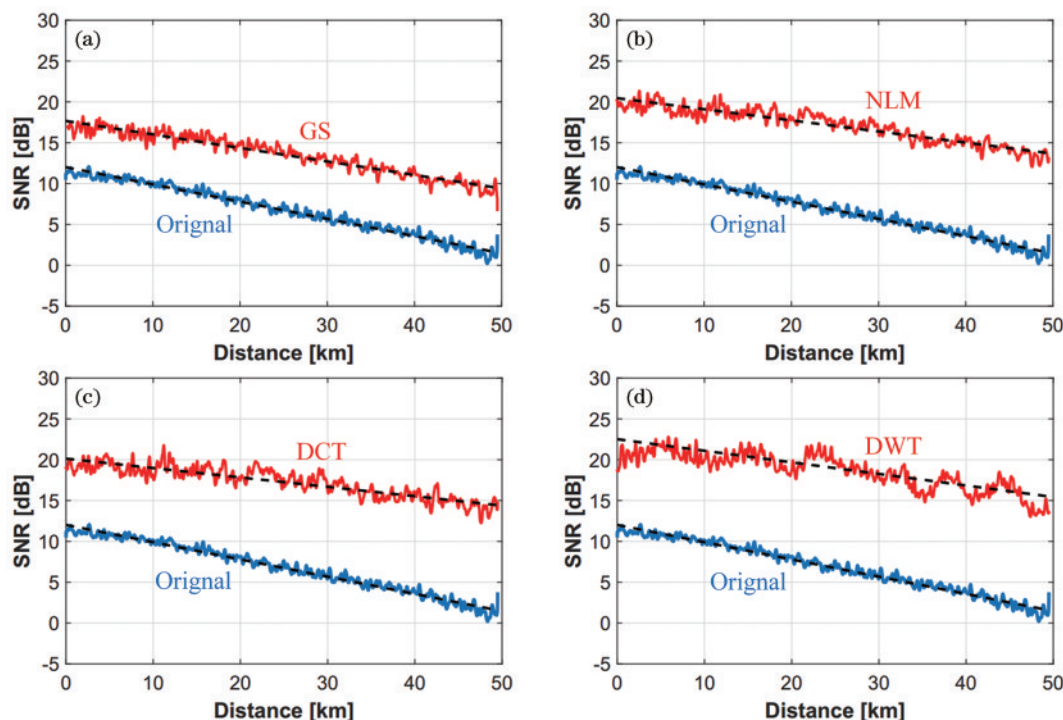


图5 四种图像处理技术对SNR的提升<sup>[32]</sup>。(a) GS;(b) NLM;(c) DCT;(d) DWT

Fig. 5 Improvement of SNR by four image processing techniques<sup>[32]</sup>. (a) GS; (b) NLM; (c) DCT; (d) DWT

2016年,电子科技大学Qian等<sup>[35]</sup>在NLM降噪方面进行了重要的创新和改进,结合了127 bit单纯形编码与NLM,将频率不确定性从1.1 MHz降至0.7 MHz;次年还提出基于选择弱纹理块的主成分分析(PCA)的噪声水平估计算法<sup>[36]</sup>,结合NLM降噪方法,在157.68 km的光纤上将频率不确定性从2.2 MHz降至1.3 MHz,保持了信号的细节特征。2018年,针对NLM是盲图像降噪方法且噪声水平通常未知的情况,Qian等又提出一种具有局部James Stein中心像素权重滤波算法的NLM<sup>[37]</sup>,在输入的噪声水平比准确噪声水平高10倍的情况下仍能够提高SNR,而不引起信号失真。

2018年,香港中文大学Wu等<sup>[38]</sup>发现使用NLM和DWT降噪后,BOTDA的测量精度和空间分辨率恶化。分析显示,由于采用较小的数据采样点数(SPN)降噪时冗余信息不足,SNR的提高以牺牲BOTDA数据细节为代价。同样,2020年,瑞士联邦理工学院

Zaslowski等<sup>[39]</sup>也对使用图像降噪后不影响测量精度和空间分辨率质疑,利用2D高斯滤波的可分离性,研究了对BOTDA测量矩阵的两个维度进行滤波的效果,发现图像降噪的效果主要来自对布里渊增益分布(BGP)的低通滤波。由于从BGS中提取BFS已起到滤波作用,对BGS的滤波则是多余的,基于此分析,Zaslowski等<sup>[39]</sup>还提出了利用图像处理技术降低频率不确定性的理论极限,即滤波后的SNR不能超过光电探测器的带宽与信号带宽的比值,为后续研究提供了基准。2021年,Soto等<sup>[40]</sup>也在*Nature Communications*期刊进行了声明,由于使用图像降噪技术增加了相邻数据点之间的相关性,基于距离域的频率不确定性评估方法高估了结果,同时为了更准确地评估频率不确定性,Soto还提出了一种基于顺序域的方法<sup>[40]</sup>,使用连续测量来计算每个光纤位置的统计值。在估计测量的SNR和频率不确定性时,可以确保统计独立性,从而提供可靠的测量频率不确定性评估。



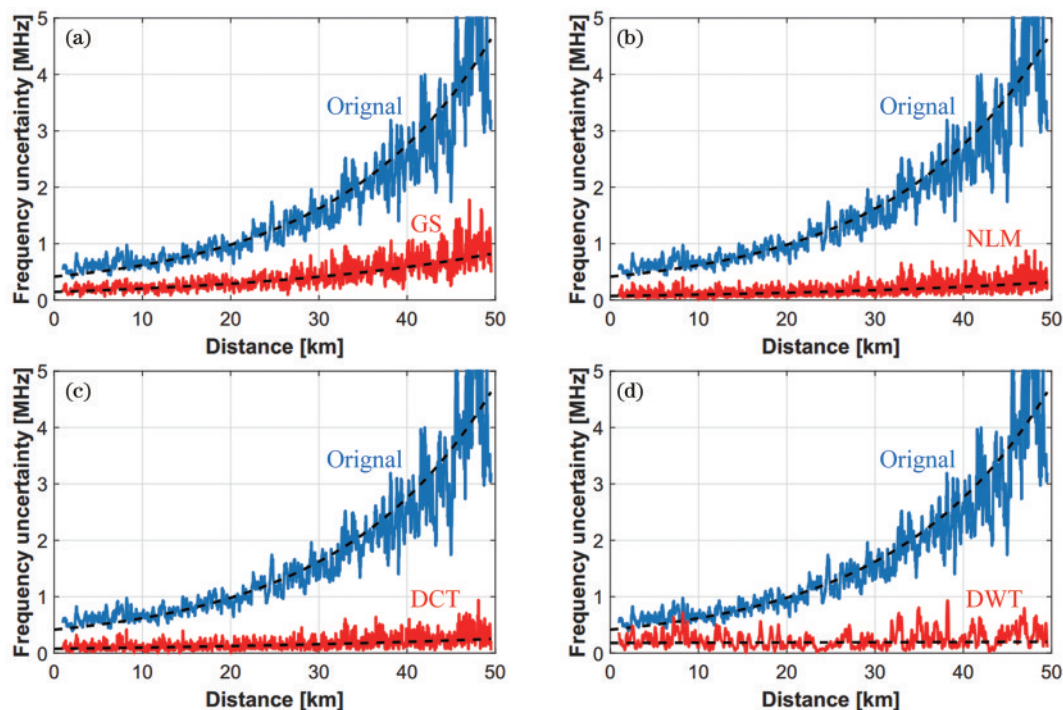


图 6 四种图像处理技术对频率不确定性的改善<sup>[32]</sup>。(a) GS; (b) NLM; (c) DCT; (d) DWT

Fig. 6 Improvement of frequency uncertainty by four image processing techniques<sup>[32]</sup>. (a) GS; (b) NLM; (c) DCT; (d) DWT

为了探索一种能够同时提高 SNR、保持测量精度和空间分辨率的图像处理方法,2018 年,香港中文大学 Wu 等<sup>[38]</sup>首次将三维块匹配(BM3D)滤波算法应用于 BOTDA 传感系统,图 7 显示了使用 BM3D 对传感数据进行降噪的流程。该算法利用非局部相似性原理,将相似的图像块分组并堆叠成 3D 阵列,然后在 3D 阵列上进行三维小波变换,并通过阈值处理来实现图像降噪。最后,经过逆变换,降噪后的块被映射回原始位置,并对重叠块进行适当的加权处理。采用该算法,实验系统在 60 km 的光纤上实现了 13 dB 的 SNR 提升,并且在相同的 SNR 提高条件下,使用不同的 SPN 对 NLM、DWT 和 BM3D 的测量精度和空间分辨率进行了对比。结果表明在低 SPN 情况下, BM3D 仍可以维持较高的测量精度和空间分辨率。2022 年,华中科技大学王亮教授课题组<sup>[41]</sup>将 BM3D 应用于基于差分

脉冲对的 BOTDA,在 9.9 km 的传感距离下,使用了不同宽度的脉冲对进行实验,结果表明,经过优化的 BM3D 算法能够在提高 9 dB 的 SNR 的同时,最大空间分辨率退化仅为 0.08 m,最差温度不确定性为 0.79 °C。同年,该课题组又将此技术应用到基于频率梳的无扫频 BOTDA 中<sup>[42]</sup>,将不同噪声标准差的高斯白噪声添加到原始信号中,使用 BM3D 降噪后的 BGS 和布里渊相位谱(BPS)的平均 SNR 分别提高到 16.8 dB 和 15.6 dB,相应的频率不确定性降低到 1.2 MHz 以下,实验结果证实对于不同噪声水平的传感数据, BM3D 的降噪性能是稳定的。2023 年,太原理工大学的刘羽婷等<sup>[43]</sup>在 BOTDR 中验证了此技术,在 100 km 光纤传感距离中使用 200 ns 探测脉冲宽度,在 100 次累加平均条件下, BM3D 算法降噪后 SNR 提高了 6.301 dB,均方根误差(RMSE)由 6.477 MHz 降

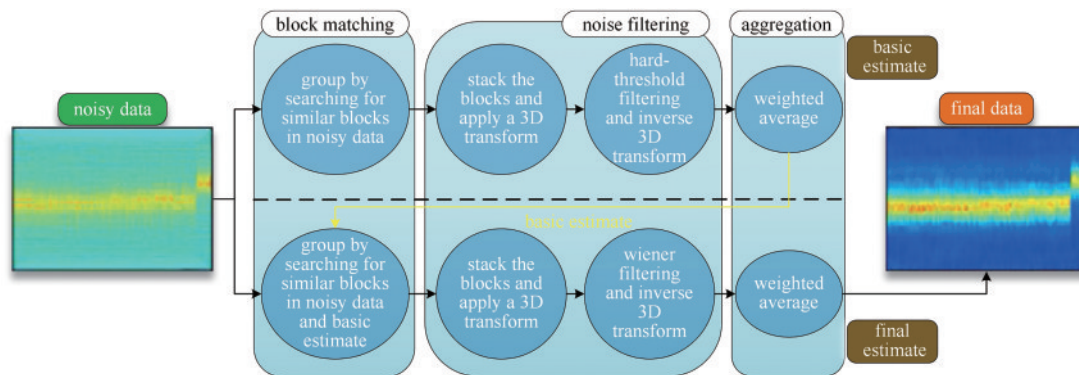


图 7 BOTDA 中 BM3D 降噪流程图<sup>[41]</sup>

Fig. 7 Flow chart of BM3D noise reduction in BOTDA<sup>[41]</sup>

至 1.028 MHz。

2019 年,香港理工大学 Wang 等<sup>[44]</sup>使用视频块匹配与三维滤波(VBM3D),在 2 m 空间分辨率下,对 100 km 的 BOTDA 信号进行处理。在静态温度环境下,对 20 帧连续测量的 BGS 分布进行了降噪,将 SNR 从 -2.4 dB 提高到 10.8 dB,末端温度不确定性从原始数据的 9.0 °C 降低到 0.43 °C,空间分辨率仅退化到 2.5 m。在缓变温度环境下,对 15 帧连续测量的 BGS 分布进行了降噪,末端温度不确定性从原始数据的 21.26 °C 降低到 2.9 °C。

在图像处理领域,NLM 采用相对复杂的像素相似性计算,对整个图像进行全局搜索,因此计算量相对较大,通常处理时间为 40 min 以上,而 BM3D 采取了更复杂的算法,处理时间更长。在实际应用中,对数据的实时分析要求迫切。相比之下,各向异性扩散(AD)滤波利用局部梯度信息,处理相对较为简单,计算效率相

对较高。因此,2020 年,北京交通大学罗阔和香港理工大学 Guo 等<sup>[45]</sup>将 AD 滤波应用于 BOTDA 传感系统中。在 99 km 长的光纤末端,这一方法使 SNR 提高了 16 dB,且处理时间约为 NLM 的 1/3。然而,该算法的边缘保持特性保留了由过渡和高电平噪声引起的边缘,导致 RMSE 较大。为了解决这个问题,该课题组于 2022 年提出了一种异步各向异性扩散(AAD)算法<sup>[46]</sup>。图 8 为该算法具体流程,通过设置不同的阈值来筛选需要进行或不进行扩散操作的数据,只对满足一定条件的数据进行处理,从而改善了 RMSE,使降噪效果进一步提升。为了进一步缩短处理时间,北京邮电大学 Wang 等<sup>[47]</sup>于 2021 年提出了四元数小波变换(QWT),通过 QWT 将原始 BGS 图像分解为一幅幅度图像和三幅相位图像,通过贝叶斯收缩阈值方法来滤除幅度图像中的噪声。在 40 km 的传感光纤末端,通过 QWT 降噪算法处理的 BGS 数据的频率不确定

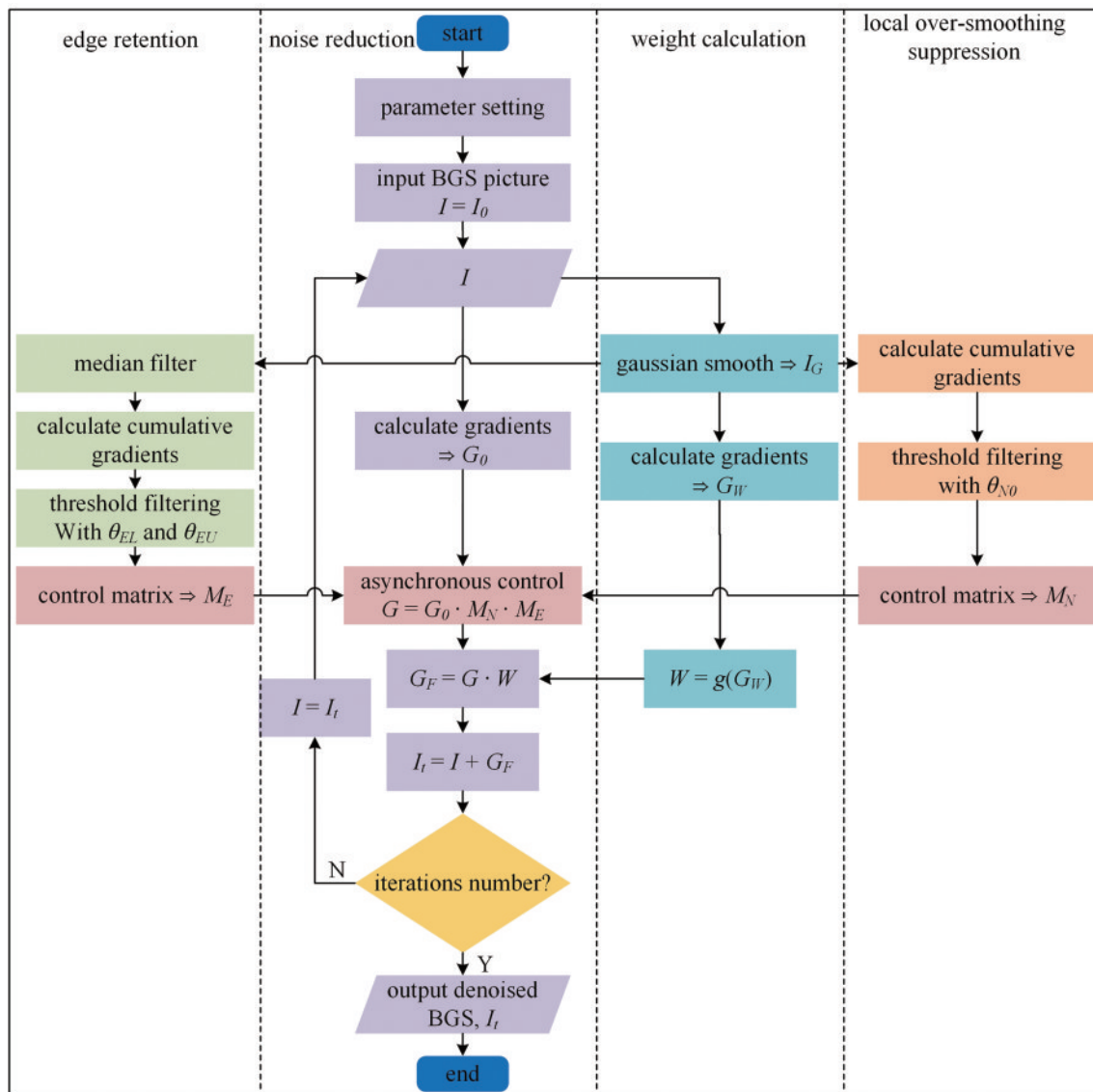


图 8 BOTDA 中 AAD 算法流程图<sup>[46]</sup>

Fig. 8 Flow chart of AAD algorithm in BOTDA<sup>[46]</sup>

性降低到 0.21 MHz, SNR 提高了 14.72 dB, 并且处理时间达到了秒级别。

2020 年, 南京航空航天大学 Zhang 等<sup>[48]</sup>提出了布里渊谱重组(BSR)方法, 通过对布里渊频谱进行分段, 利用 BFS 的变化对每个段进行偏移, 并对重新构建的具有相等 BFS 的新图像进行 GS 滤波, 成功减小了滤波器窗口, 缩短了处理时间。该方法具备边缘保持图像滤波特性, 在 5.2 km 的光纤上, 相较于 NLM, BFS 测量精度提高了 13%, 空间分辨率提高了 46%, 处理时间缩短了 35%。次年 Zhang 等<sup>[49]</sup>又对频谱重组方法进行了改进, 提出了基于互相关的布里渊谱划分(BSP)方法<sup>[49]</sup>, 该方法流程如图 9 所示。通过计算相邻布里渊散射光谱的非相关因子, 确定过渡区域和非过渡区域的位置。对过渡区域进行 NLM 滤波, 提高 BFS 的测量精度; 对非过渡区域进行 GS 滤波, 保持空间分辨率。相较于单独使用 GS 滤波和 NLM 滤波, 该方法在非过渡区使 BFS 测量误差减少了 22%, 在过渡区使空间分辨率提高了 84%, 处理时间也比 NLM 减少了 37%。2022 年, 该课题组 Yuan 等<sup>[50]</sup>还提出了

一种基于频域特征滤波器(FDF)的新颖图像处理方法, 将布里渊散射光谱的图像划分为大小相等的子图像, 然后通过 FDF 去除子图像中的噪声, 同时保留洛伦兹形状频谱和 BFS 跳变。在 5.2 km 长的光纤上使温度测量不确定性提高了 27%。在相同的温度测量不确定性下, 该方法的处理速度比 NLM 滤波快 22 倍。

#### 4 深度学习技术在布里渊光纤传感信号降噪中的应用

传统图像视频降噪方法在测量精度和空间分辨率方面依然存在一些缺陷。数据的细节被削弱, 以及较小的数据采样点数量导致降噪信息不足, 测量精度和空间分辨率可能会严重恶化。此外, 一些方法如 NLM 和 BM3D 高度依赖于相邻数据的相似性水平, 性能受到手动设置参数的影响, 并且传统图像视频降噪方法的处理时间大多较长, 无法满足实际工程应用的需求。为了克服这些缺点, 近年来提出了基于深度学习的降噪方法, 深度学习方法通过学习训练大量数据, 自动提取图像和视频数据中的特征, 可在降噪过程中更好地保留数据细节, 同时提高测量精度并保持了空间分辨率。另外, 深度学习方法通过端到端训练, 避免了手动设置参数的烦琐过程, 使降噪过程更加自动化和高效, 仅在训练期间需要大量计算, 一旦网络经过良好的训练, 就可以应用于执行实时降噪。因此, 深度学习降噪技术实现了更高的效率和准确性, 尤其是在需要快速处理大量数据的场景下, 其优势更加明显。

人工神经网络(ANN)在学习复杂模式和非线性关系方面表现更优秀, 能够有效地学习和去除各种类型的噪声, 更适合利用现场可编程门阵列(FPGA)实现并行化和修改。2019 年, 伊朗德黑兰大学 Abbasnezhad 等<sup>[51]</sup>将 ANN 部署到 FPGA, 将其应用于 BOTDA 传感系统对 BGS 进行降噪, 使 SNR 提升了 16 dB~22 dB, 并且降低了内存使用和计算的复杂性。同时, 还研究了不同数量的神经元和隐藏层对 ANN 的 SNR 提升能力和估计误差的影响, 发现隐藏层数量对 ANN 的精度影响不大, 并确定了最优的神经元数量为 21, 进一步强调了对于特定任务, 神经元数量的合理选择至关重要。

2020 年, 香港理工大学 Wang 等<sup>[52]</sup>提出使用去噪自动编码器(DAE)对 BGS 进行降噪。DAE 的结构与常见的自动编码器相似, 包括输入层、隐藏层和输出层。输入层和输出层的神经元数量与数据维度相同, 而隐藏层的神经元数量少于输入和输出层, 用于特征提取和数据压缩。DAE 在训练过程中使用带噪声的数据作为输入, 清晰的数据作为目标。该方法在 40 km 光纤末端使 SNR 提升了 9.96 dB, 温度不确定性从 2.4 °C 降低到 1.3 °C。2022 年, 华中科技大学王亮教授课题组<sup>[53]</sup>利用去噪卷积自动编码器(DCAE)

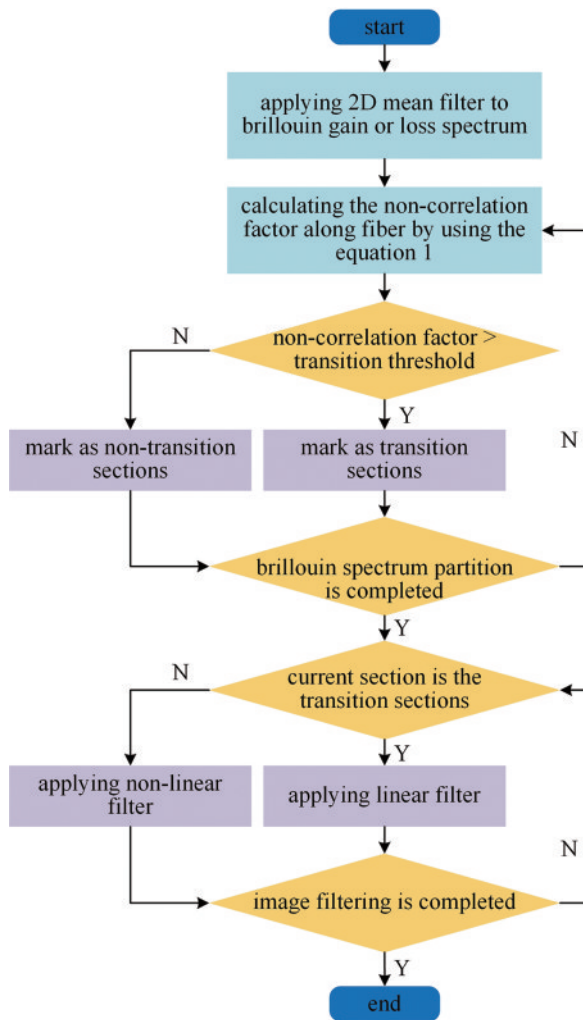


图9 BOTDA中BSP降噪算法流程图<sup>[49]</sup>

Fig. 9 BSP noise reduction algorithm flow chart in BOTDA<sup>[49]</sup>



对布里渊轨迹降噪。DCAE 包括编码和解码部分,网络架构如图 10 所示,结构镜像对称,采用转置卷积层逐层恢复噪声特征,编码部分将布里渊轨迹映射到低维特征空间,并提取噪声的潜在特征。网络中所有  $16 \times 1$  卷积层(Conv)和转置卷积层(T-Conv)的步幅为  $2 \times 1$ ,第二个编码器有 32 个滤波器,确保输入数据尺寸减小时不丢失太多信息。卷积层和转置卷积层后跟随批量归一化和缩放指数线性单位(SELU)激

活函数,输出层 Conv1 和 Conv2 只有一个  $1 \times 1$  滤波器生成最终输出,添加了跳跃连接以减少信号特征丢失,并引入了注意机制提取更强大的噪声信息。训练数据集包括模拟的布里渊轨迹,含有噪声和干净数据,并使用实际采集的噪声进行训练。在 19.38 km 光纤上,使 SNR 由 7.3 dB 提高到 18.5 dB,频率不确定性从 2.63 MHz 降低到 0.16 MHz,同时保持了空间分辨率的稳定性。

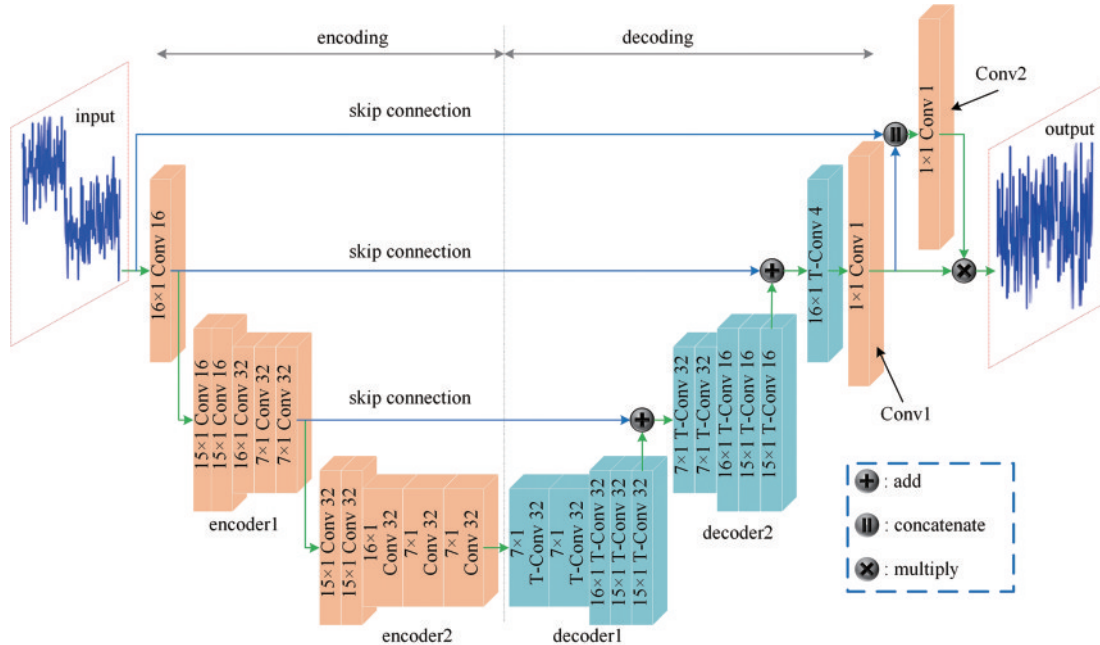


图 10 DCAE 的结构<sup>[53]</sup>

Fig. 10 Structure of DCAE<sup>[53]</sup>

深度神经网络在图像降噪方面相对于上述对布里渊轨迹和单一 BGS 降噪具有更好的特征提取能力,能够更有效地利用空间相关性和处理复杂的噪声类型,同时能够直接从原始图像数据中学习最终的降噪结果,无需手工设计特征或预处理步骤。2019 年,华中科技大学 Wu 等<sup>[54]</sup>采用了一种基于卷积神经网络(CNN)的去噪卷积神经网络(DnCNN)对三维 BGS 进行图像降噪。该网络由 Conv、批量归一化层(BN)和修正线性单元(ReLU)组成,用于图像识别和恢复。Conv 用于提取特征,BN 加快训练速度并提升去噪性能,ReLU 解决了梯度消失问题。如图 11 所示,使用了由模拟 BOTDA 信号和实际噪声信号合成的图像块作为训练数据,并以最小化预测噪声与实际噪声之间的均方误差为训练目标。在 10 km 传感光纤末端,使 SNR 提升了 13.57 dB,频率不确定性降至 0.2 MHz。相较于 BM3D 算法,DnCNN 保留了信号的特征,并且无需高采样速度设备。由于采用 GPU 加速,处理一个大小为  $151 \times 50000$  的图像仅需 0.045 s,具有更高的实时性。2023 年,东南大学 Li 等<sup>[55-56]</sup>使用此方法对基于小增益 SBS 的短时傅里叶变换(STFT)BOTDR 的 BGS 图像进行降噪,实现应

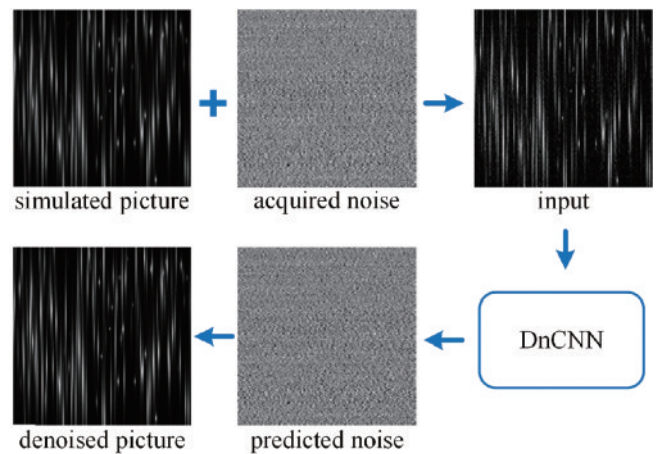


图 11 DnCNN 的训练过程<sup>[54]</sup>

Fig. 11 Training process of DnCNN<sup>[54]</sup>

变振动的检测。使用 8 层网络和 200 次训练达到了最佳的降噪效果,在 921 m 的光纤传感距离上,使频率不确定性从 5.1 MHz 降低到 2.32 MHz,SNR 从 5.97 dB 提高到 9.64 dB。2024 年,太原理工大学李维勤等<sup>[57]</sup>将 DnCNN 与 Golay 编码融合,使 BOTDA 传感距离由 10.8 km 提升至 100 km,在 100 km 光纤末端系统

SNR 提升了 9.17 dB, 加热段 RMSE 为 0.084 MHz。通过这一技术融合, 系统测量时间也从 1056 s 缩短至 194 s, 显著提高了系统的测量速度。

2022 年, 香港理工大学 Zheng 等<sup>[58]</sup>利用快速深度视频去噪网络 (FastDVDnet), 即 3D-CNN, 对快速 BOTDA 采集的三维数据进行降噪处理。该网络采用了两步级联的架构, 如图 12 所示, 利用时间上相邻帧中的信息, 并在输出帧中保持了剩余噪声的时间相关性, 从而有效提高了降噪效果。FastDVDnet 具备处理

广泛范围噪声水平的能力, 且只需一个网络模型, 在实际降噪应用中具有较高吸引力。在 10 km 光纤上, 将原始数据的 SNR 从 2.5 dB 提高到 13.35 dB, 同时保持了空间分辨率。与 2D-CNN 相比, 3D-CNN 能更有效地利用相邻数据的时间冗余, 提升降噪效果, 使 SNR 提高约 3.6 dB。此外, 3D-CNN 的降噪时间仅为 0.038 s, 比 2D-CNN 的 0.045 s 更快, 这对于实时数据处理具有重要意义。

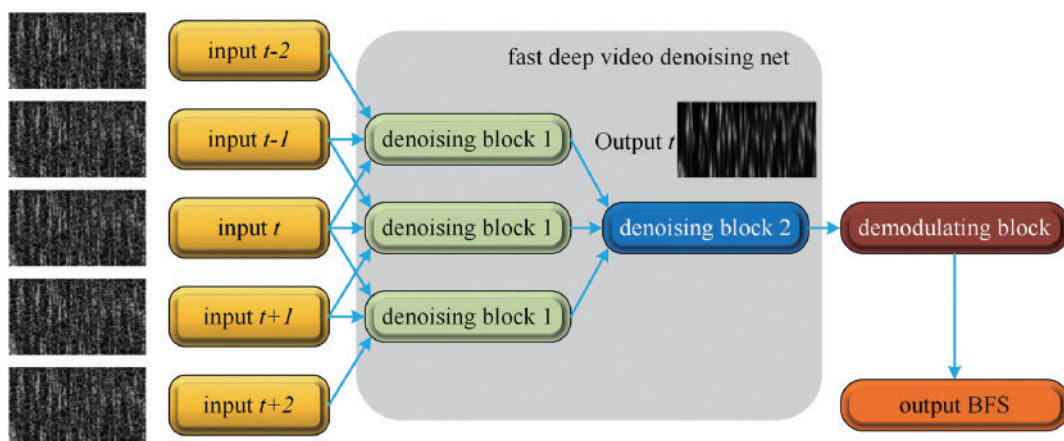


图 12 FastDVDnet 的基本架构图<sup>[58]</sup>

Fig. 12 Basic architecture diagram of FastDVDnet<sup>[58]</sup>

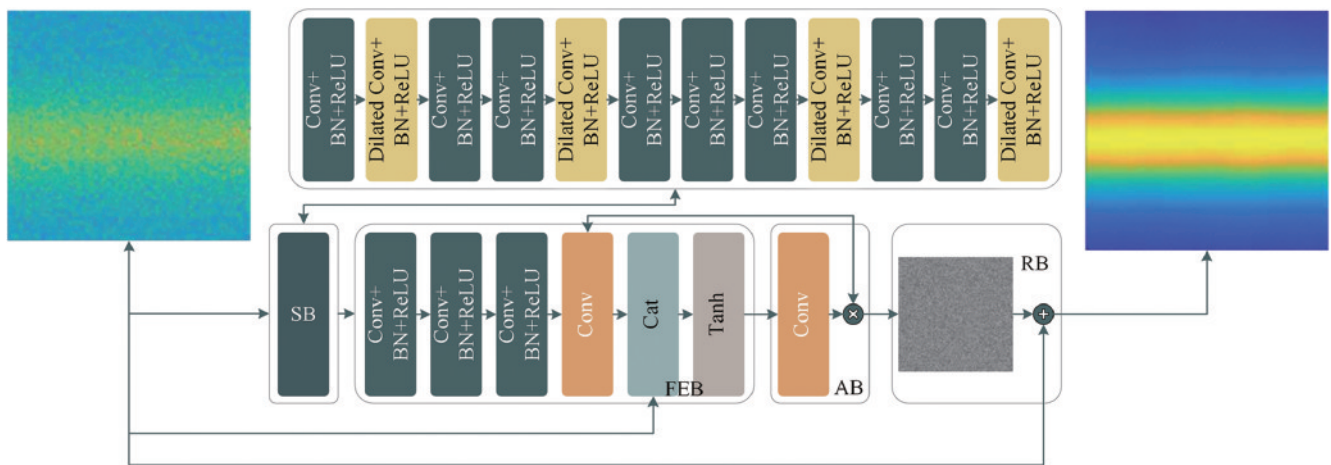
2021 年, 太原理工大学张明江教授课题组<sup>[59]</sup>提出了一种基于双对抗网络 (DANet) 的方法应用于 BOTDA 系统。DANet 通过学习干净-噪声图像对的联合分布, 而不是传统的最大后验 (MAP) 框架, 来实现噪声去除和生成任务。这种方法利用了图像对之间的所有信息, 保留了数据完整性, 无需设计图像先验和噪声分布假设。此外, DANet 可以利用生成器产生的干净-噪声图像对来扩充原始数据集并重新训练, 从而提高降噪效果。实验结果表明, 在不降低空间分辨率的情况下, SNR 最大提高了 19.08 dB, 11.5 km 光纤末端频率不确定性降至 0.77 MHz。此外, DANet 处理一个  $160 \times 14000$  像素噪声图像的时间只需 1.26 s, 相较传统方法的处理时间大幅缩短。2024 年, 北京交通大学罗阔等<sup>[60]</sup>利用自洽约束生成对抗网络 (SCGAN) 对真实的噪声分布进行建模, 生成噪声数据并与传统的高斯分布噪声数据同时训练 DnCNN、注意力引导的卷积神经网络 (ADNet) 和基于批重归一化的卷积神经网络 (BRDNet), 并在 40 km 传感距离的 BOTDA 系统中进行了验证。实验结果表明, 在同样平均次数, 不同加热温度时, 高斯噪声训练的网络 SNR 最大提升 14.9 dB, 而基于 SCGAN 生成噪声训练的网络 SNR 最大提高 16.1 dB。在相同温度、不同平均次数情况下, 高斯噪声训练的网络 SNR 提高了 13.6 dB, 而基于 SCGAN 生成噪声训练的网络 SNR 可以提高 15.2 dB。

2022 年, 北京交通大学 Yang 等<sup>[61]</sup>提出了一种由

稀疏块 (SB)、特征增强块 (FEB)、注意力块 (AB) 和重建块 (RB) 组成的 17 层的 ADNet, 如图 13 所示。其中, SB 使用扩张卷积和标准卷积来扩大感受野, FEB 通过长路径来整合全局和局部特征, AB 可以快速捕捉复杂背景中隐藏的关键噪声特征, RB 使用残差学习技术来重建干净的图像。使用均方误差作为损失函数, 并利用自适应矩估计算法进行优化。与 DnCNN 相比, ADNet 在标准偏差和均方根误差方面略有改善, 可以在原始数据的基础上将 SNR 提高约 30 dB。

在上述基于 CNN 的降噪方法中, 受局部卷积运算的限制, 对图像内容缺乏适应性, 导致过度平滑。因此, 2023 年, 太原理工大学靳宝全教授课题组<sup>[62]</sup>提出了一种空间自适应图像降噪 (SAID) 方法, 构建了一个多尺度的神经网络结构, 使用可变形卷积和上下文模块来适应图像的纹理和边缘变化。同时, 设计了一种高相似度的数据集生成方法, 使训练数据与实验数据更加一致, 提高了网络的泛化能力和降噪效果。在空间分辨率为 2 m、传感距离为 25.1 km 的 BOTDR 传感系统上进行了实验验证, 图 14(a) 为原始数据 (平均 100 次) 与使用 2D-WD、BM3D、DnCNN、10000 次平均和 SAID 降噪信号的比较。数值结果表明, SAID 使 SNR 提高了 21.92 dB, 降噪效果优于 10000 次平均、DnCNN、BM3D 和 2D-WD 方法, 且数据处理时间仅为 2.48 s。图 14(b) 为应变区域的细节, 其中应变区的长度约为 4 m, 并且对光纤施加  $1000 \mu\epsilon$  (对应于 50 MHz)



图 13 ADNet 的网络架构<sup>[61]</sup>Fig. 13 Network architecture of ADNet<sup>[61]</sup>

的应变。其中 SAID 和 10000 次平均可以有效地恢复施加在光纤上的应变信号。相比之下, DnCNN 和 BM3D 可以识别施加应力的位置, 但无法准确测量应变值, 原始数据和 2D-WD 的曲线无法识别实验中的扰动。

## 5 各类信号处理降噪算法总结

本文对以上所述内容中各类信号处理降噪算法的技术指标进行了总结归纳和分析, 如表 1 所示。

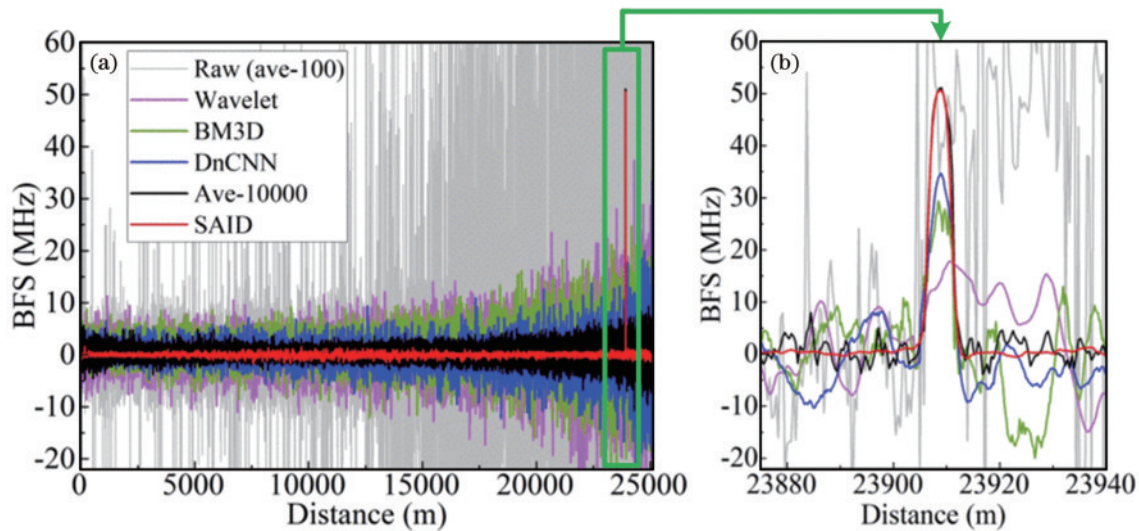
图 14 SAID 与不同降噪算法的布里渊频移分布曲线图<sup>[62]</sup>。(a) 整体对比; (b) 频率偏移区域的细节对比

Fig. 14 Brillouin frequency shift distribution curves of SAID and different noise reduction algorithms<sup>[62]</sup>. (a) Overall comparison; (b) detailed comparison of frequency offset areas

表 1 各类降噪算法的特点和系统技术指标

Table 1 Characteristics and system technical indicators of various noise reduction algorithms

Method classification	Method	Distance / km	SNR improvement / dB	Characteristic
1D signal denoising algorithm	WD	1	15.5	Fast processing speed, requires estimation of noise characteristics
	ALP-FIR	1	15	Enhance noise reduction robustness, but the design is complex
	EMD-FIR	6	11.69	Strong adaptability to signals and ability to handle non-stationary signals
	LMD	23	13	Shortened time compared to EMD
	CEEMD-PSO	22.5	19.7	Signal decomposition and threshold selection are both adaptive



表 1 (续)

Method classification	Method	Distance / km	SNR improvement /dB	Characteristic
Image and video denoising technology	GS	50	7.92	Causing missing details
	NLM	50	12.16	The measurement accuracy of the deteriorated temperature rise part
	DCT	50	12.86	—
	DWT	50	13.93	Fast processing speed
	3D-NLM	50	20.7	—
	BM3D	62.3	13	The spatial resolution and measurement accuracy have almost no impact, but the calculation is complex
	VBM3D	100	13.2	—
	AD	99	16	Deteriorating measurement accuracy
	AAD	99	15	
	QWT	40	14.72	Fast processing speed
Deep learning techniques	BSR	5.2	—	Using different algorithms for processing based on the division of Brillouin spectra
	BSP	0.8	—	
	FDF	5.2	—	
	ANN	1	16–22	Suitable for embedding FPGA
	DAE	40.17	9.96	Has good robustness to noise
	DACE	19.38	11.2	Introduced attention mechanism to extract more robust noise information
	DnCNN	10	13.57	Preserves the characteristics of the signal and eliminates the need for high sampling speed devices
	FastDVDnet	10	10.85	More effectively utilizing the time redundancy of adjacent data
	DANet	11.5	19.08	No need to design image priors and noise distribution assumptions
	ADNet	—	30	Slight improvement in standard deviation and root mean square error
	SAID	25.1	21.92	Improved adaptability to images and avoided excessive smoothing

## 6 结束语

分布式布里渊光纤传感技术与系统历经多年的不懈研发和创新,逐步在基础结构安全监测等工程领域得到了广泛而深入的应用,系统在提升 SNR 的同时,也不断提高测量精度、扩大测量范围。考虑到工程应用领域对简洁、高效系统的迫切需求,合理有效的信号处理算法在软件层面上扮演着至关重要的角色,通过对布里渊散射光信号特征数据进行更深入的分析处理,其将更符合工程应用领域提升系统技术性能的实际需求。在分布式布里渊光纤传感系统主体方案已经相对成熟的背景下,对信号处理算法的进一步优化和创新显得更为关键。未来,随着数字信号处理技术的不断创新和发展,我们将见证光纤传感领域信号处理技术的革命性变化。深度学习、自适应滤波、多传感器融合等先进技术将成为提高光纤解调系统 SNR 的重要手段。深度学习技术通过学习大量数据,可以自动提取特征并实现智能降噪,从而提高系统的测量精度;自适应滤波技术可以根据信号特征自适应调整滤波参数,以适应不同的信号环境,进一步提高测量精度;多传感器融合技术则可以通过融合多个传感器的数据,提高系统的鲁棒性和可靠性。通过结合目前已有技术

手段,并不断探索新的方法和思路,可实现更高精度、更高可靠性以及更实用的信号处理算法,进一步提升分布式布里渊光纤传感系统的性能,不断满足工程应用领域对于光纤传感技术与系统的实际需求。

## 参 考 文 献

- [1] 张旭苹, 张益昕, 王亮, 等. 分布式光纤传感技术研究和应用的现状及未来[J]. 光学学报, 2024, 44(1): 0106001.  
Zhang X P, Zhang Y X, Wang L, et al. Current status and future of research and applications for distributed fiber optic sensing technology[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106001.
- [2] 张旭苹. 全分布式光纤传感技术[M]. 北京: 科学出版社, 2013.  
Zhang X P. Fully distributed optical fiber sensing technology[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [3] 黄麟景, 周霄, 樊昕昱, 等. 多机理融合分布式光纤传感技术研究[J]. 光学学报, 2024, 44(1): 0106007.  
Huang L J, Zhou X, Fan X Y, et al. Research on multi-mechanism fusion distributed optical fiber sensing technology[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106007.
- [4] Bertulesi M, Bignami D F, Boschini I, et al. Monitoring strategic hydraulic infrastructures by Brillouin distributed fiber optic sensors[J]. Water, 2022, 14(2):

- 188.
- [5] 吴静红, 刘浩, 杨鹏, 等. 基于光频域反射计技术的混凝土裂缝识别与监测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(24): 241201.  
Wu J H, Liu H, Yang P, et al. Identification and monitoring of concrete cracks based on optical frequency domain reflectometry technique[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(24): 241201.
- [6] 吴念, 王海涛, 张宗峰, 等. 基于 OPGW 的输电线路覆冰广域监测方法[J]. 中国电力, 2017, 50(5): 65-70.  
Wu N, Wang H T, Zhang Z F, et al. Research of transmission line icing wide-area monitoring based on OPGW[J]. Electric Power, 2017, 50(5): 65-70.
- [7] 常邑, 钟一博, 高健, 等. 面向轨道交通应用的分布式光纤传感算法研究[J]. 声学及电子工程, 2023(4): 1-7.  
Chang Y, Zhong Y B, Gao J, et al. Research on distributed optical fiber sensing algorithm for rail transit application[J]. Acoustics and Electronics Engineering, 2023(4): 1-7.
- [8] 李永倩, 赵丽娟, 杨志, 等. 基于 BOTDR 的海缆 3D 立体监测系统设计与实现[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5): 1029-1036.  
Li Y Q, Zhao L J, Yang Z, et al. Design and realization of the submarine cable three-dimensional monitoring system based on BOTDR[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5): 1029-1036.
- [9] Chen Y, Wang S, Hao Y, et al. Temperature monitoring for 500 kV oil-filled submarine cable based on BOTDA distributed optical fiber sensing technology: method and application[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3504510.
- [10] Yang S Q, Chen M, Jing H W, et al. A case study on large deformation failure mechanism of deep soft rock roadway in Xin'An coal mine, China[J]. Engineering Geology, 2017, 217: 89-101. [LinkOut]
- [11] 施斌, 张丹, 朱鸿鹄. 地质与岩土工程分布式光纤监测技术[M]. 北京: 科学出版社, 2019.  
Shi B, Zhang D, Zhu H H. Distributed fiber optic sensing for Geoengineering monitoring[M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [12] Gutscher M A, Quétel L, Murphy S, et al. Detecting strain with a fiber optic cable on the seafloor offshore Mount Etna, Southern Italy[J]. Earth and Planetary Science Letters, 2023, 616: 118230.
- [13] 杨贵江, 钱宇昊, 周旖艺, 等. 分布式布里渊光纤传感系统中的数字信号处理技术研究进展[J]. 光学学报, 2024, 44(1): 0106003.  
Yang G J, Qian Y H, Zhou Y Y, et al. Review on digital signal processing techniques in distributed Brillouin fiber sensing systems[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106003.
- [14] 包宇奔, 孙军强, 黄强. 布里渊光时域反射仪分布式光纤传感研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(21): 210002.  
Bao Y B, Sun J Q, Huang Q. Distributed fiber sensor based on Brillouin optical time domain reflection technique[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(21): 210002.
- [15] Bai Q, Wang Q L, Wang D, et al. Recent advances in Brillouin optical time domain reflectometry[J]. Sensors, 2019, 19(8): 1862.
- [16] Sun X Z, Yang Z S, Hong X B, et al. Genetic-optimised aperiodic code for distributed optical fibre sensors[J]. Nature Communications, 2020, 11: 5774.
- [17] Wang Q L, Bai Q, Liang C S, et al. Random coding method for SNR enhancement of BOTDR[J]. Optics Express, 2022, 30(7): 11604-11618.
- [18] 毕卫红, 杨希鹏, 李敬阳, 等. 布里渊光时域反射系统中布里渊散射信号的前向和后向拉曼放大研究[J]. 中国激光, 2014, 41(12): 1205007.  
Bi W H, Yang X P, Li J Y, et al. Forward and backward Raman amplification of Brillouin scattering signal in Brillouin optical time domain reflectometer system[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(12): 1205007.
- [19] 马祥杰, 周黎明, 程凌浩, 等. 基于拉曼放大的长距离快速布里渊光时域反射仪[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(17): 170617.  
Ma X J, Zhou L M, Cheng L H, et al. Fast and long-distance Brillouin optical time-domain reflectometry based on Raman amplification[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(17): 170617.
- [20] Lalam N, Ng W P, Dai X W, et al. Performance analysis of Brillouin optical time domain reflectometry (BOTDR) employing wavelength diversity and passive depolarizer techniques[J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(2): 025101.
- [21] 李红, 李永倩, 王健健. 多波长 BOTDR 传感系统性能提升的方法[J]. 光通信技术, 2018, 42(6): 25-28.  
Li H, Li Y Q, Wang J J. Method to improve the performance of multi wavelength BOTDR sensing system [J]. Optical Communication Technology, 2018, 42(6): 25-28.
- [22] Domínguez-López A, López-Gil A, Martín-López S, et al. Signal-to-noise ratio improvement in BOTDA using balanced detection[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2014, 26(4): 338-341.
- [23] Li Z L, Zhou Y, Hua Z X, et al. Balanced detection for performance enhancement in a pulse-coded Brillouin optical time domain analyzer[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(2): 1166-1171.
- [24] 王晨, 席丽霞, 张阳安, 等. 提升小波阈值联合累加平均的 BOTDR 系统降噪方案[J]. 中国激光, 2021, 48(17): 1706001.  
Wang C, Xi L X, Zhang Y A, et al. Denoising scheme of BOTDR system using the combination of lifting wavelet threshold and cumulative average[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 1706001.
- [25] Zhang Z H, Hu W L, Yan J S, et al. The research of optical fiber Brillouin spectrum denoising based on wavelet transform and neural network[J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8914: 891408.
- [26] Farahani M A, Castillo-Guerra E, Colpitts B G. Acceleration of measurements in BOTDA sensors using

- adaptive linear prediction[J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 13(1): 263-272.
- [27] Muanenda Y, Taki M, Di Pasquale F. Long-range accelerated BOTDA sensor using adaptive linear prediction and cyclic coding[J]. Optics Letters, 2014, 39(18): 5411-5414.
- [28] Zhao J R, Wang T, Zhang Q, et al. Signal-to-noise ratio improvement of Brillouin optical time domain analysis system based on empirical mode decomposition and finite impulse response[J]. Applied Optics, 2020, 59(14): 4220-4227.
- [29] 张立欣, 刘紫娟, 康清华, 等. 基于经验模态分解的单端 BOTDA 系统降噪方法研究[J]. 半导体光电, 2024, 45(2): 336-340.
- Zhang L X, Liu Z J, Kang Q H, et al. Denoising method for single-ended BOTDA system based on empirical mode decomposition[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2024, 45(2): 336-340.
- [30] 张倩, 王涛, 赵婕茹, 等. 基于局部均值分解的布里渊光时域分析传感系统降噪算法[J]. 光学学报, 2021, 41(13): 1306009.
- Zhang Q, Wang T, Zhao J R, et al. Denoising algorithm for Brillouin optical time-domain analysis sensing systems based on local mean decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(13): 1306009.
- [31] Zhang Q, Wang T, Zhao J R, et al. A dual-adaptive denoising algorithm for Brillouin optical time domain analysis sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(20): 22712-22719.
- [32] Soto M A, Ramírez J A, Thévenaz L. Intensifying Brillouin distributed fibre sensors using image processing [J]. Proceedings of SPIE, 2015, 9634: 96342D.
- [33] Soto M A, Ramírez J A, Thévenaz L. Intensifying the response of distributed optical fibre sensors using 2D and 3D image restoration[J]. Nature Communications, 2016, 7: 10870.
- [34] Soto M A, Ramírez J A, Thévenaz L. Optimizing image denoising for long-range Brillouin distributed fiber sensing [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(4): 1168-1177.
- [35] Qian X Y, Wang Z N, Sun W, et al. Non-local means denoising based on noise level estimation for BOTDA [C]//2016 15th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON), September 24-27, 2016, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2016.
- [36] Qian X Y, Jia X H, Wang Z N, et al. Noise level estimation of BOTDA for optimal non-local means denoising[J]. Applied Optics, 2017, 56(16): 4727-4734.
- [37] Zhang H, Qian X Y, Wang L, et al. Nonlocal means denoising based on LJS for optical sensing signal[M]//Liang Q L, Mu J S, Wang W, et al. Communications, signal processing, and systems. Lecture notes in electrical engineering. Singapore: Springer, 2018, 423: 561-565.
- [38] Wu H, Wang L, Zhao Z Y, et al. Brillouin optical time domain analyzer sensors assisted by advanced image denoising techniques[J]. Optics Express, 2018, 26(5): 5126-5139.
- [39] Zaslawski S, Yang Z S, Thévenaz L. On the 2D post-processing of Brillouin optical time-domain analysis[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(14): 3723-3736.
- [40] Soto M A, Yang Z S, Ramírez J A, et al. Evaluating measurement uncertainty in Brillouin distributed optical fibre sensors using image denoising[J]. Nature Communications, 2021, 12: 4901.
- [41] Li J L, Zeng K Y, Yang G J, et al. High-fidelity denoising for differential pulse-width pair Brillouin optical time domain analyzer based on block-matching and 3D filtering[J]. Optics Communications, 2022, 525: 128866.
- [42] Li J L, Zhao C, Zeng K Y, et al. Signal-to-noise ratio enhancement using block-matching and 3D filtering for both Brillouin gain and phase spectra in sweep-free Brillouin optical time-domain analyzer[J]. Optical Engineering, 2022, 61(10): 107101.
- [43] 刘羽婷, 张建国, 白清, 等. 基于块匹配三维滤波算法的长距离 BOTDR 系统研究[J]. 中国激光, 2024, 51(14): 1406002.
- Liu Y T, Zhang J G, Bai Q, et al. Long-range BOTDR using block matching and 3D filtering algorithm[J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(14): 1406002.
- [44] Wang B W, Wang L, Yu C Y, et al. Long-distance BOTDA sensing systems using video-BM3D denoising for both static and slowly varying environment[J]. Optics Express, 2019, 27(25): 36100-36113.
- [45] Luo K, Wang B W, Guo N, et al. Enhancing SNR by anisotropic diffusion for Brillouin distributed optical fiber sensors[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(20): 5844-5852.
- [46] Zhang P X, Wang B W, Yang Y N, et al. SNR enhancement for Brillouin distributed optical fiber sensors based on asynchronous control[J]. Optics Express, 2022, 30(3): 4231-4248.
- [47] Wang Y J, Yao H P, Wang J J, et al. Distributed optical fiber sensing system for large infrastructure temperature monitoring[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(5): 3333-3345.
- [48] Zhang Y Y, Lu Y G, Zhang Z L, et al. Noise reduction by Brillouin spectrum reassembly in Brillouin optical time domain sensors[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 125: 105865.
- [49] Zhang Y Y, Lu Y G, Chen L, et al. Segmented noise reduction based on Brillouin-spectrum-partition in Brillouin optical time domain sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(20): 22792-22802.
- [50] Yuan P, Lu Y G, Zhang Y Y, et al. Noise reduction in a Brillouin optical time-domain sensor by a frequency-domain feature filter[J]. Applied Optics, 2022, 61(10): 2667-2674.
- [51] 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): 1010009-14



- 4326-4334.
- [52] Wang B W, Guo N, Wang L, et al. Robust and fast temperature extraction for Brillouin optical time-domain analyzer by using denoising autoencoder-based deep neural networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(7): 3614-3620.
- [53] Yang G J, Zeng K Y, Wang L, et al. Integrated denoising and extraction of both temperature and strain based on a single CNN framework for a BOTDA sensing system[J]. Optics Express, 2022, 30(19): 34453-34467.
- [54] Wu H, Wan Y Y, Tang M, et al. Real-time denoising of Brillouin optical time domain analyzer with high data fidelity using convolutional neural networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(11): 2648-2653.
- [55] Li B, Jiang N J, Han X L. Denoising of BOTDR dynamic strain measurement using convolutional neural networks[J]. Sensors, 2023, 23(4): 1764.
- [56] Li B, Jiang N J, Han X L. Denoising of Brillouin gain spectrum images for improved dynamic measurements of BOTDR[J]. IEEE Photonics Journal, 2023, 15(4): 6801808.
- [57] 李维勤, 白清, 咎伟, 等. 脉冲编码融合 DnCNN 提升 BOTDA 信噪比研究 [J]. 中国激光, 2024, 51(17): 1706004.
- Li W Q, Bai Q, Zan W, et al. SNR enhancement for BOTDA by DnCNN and pulse coding[J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(17): 1706004.
- [58] Zheng H, Yan Y X, Wang Y Y, et al. Deep learning enhanced long-range fast BOTDA for vibration measurement[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(1): 262-268.
- [59] Liu J Y, Wang T, Zhang Q, et al. Rapid noise removal based dual adversarial network for the Brillouin optical time domain analyzer[J]. Optics Express, 2021, 29(21): 34002-34014.
- [60] 罗阔, 王宇瑶, 朱柏蓉, 等. 基于生成对抗网络的布里渊分布式光纤传感器降噪 [J]. 光学学报, 2024, 44(1): 0106024.
- Luo K, Wang Y Y, Zhu B R, et al. Noise reduction of Brillouin distributed optical fiber sensors based on generative adversarial network[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106024.
- [61] Yang Y N, Dong Y, Yu K L. SNR improvement based on attention-DNet for Brillouin distributed optical fiber sensors[C]//2022 27th OptoElectronics and Communications Conference (OECC) and 2022 International Conference on Photonics in Switching and Computing (PSC), July 3-6, 2022, Toyama, Japan. New York: IEEE Press, 2022.
- [62] Wang Q L, Bai Q, Liu Y T, et al. SNR enhancement for BOTDR with spatial-adaptive image denoising method[J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(8): 2562-2571.