

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

杨贵江, 钱宇昊, 周旖艺, 王亮*, 唐明

华中科技大学光学与电子信息学院下一代互联网接入系统国家工程研究中心, 湖北 武汉 430074

摘要 布里渊光纤传感系统由于其分布式监测的工作原理,会产生大量的数据。然而,相比于硬件技术的突破,海量数据处理技术的发展尤为不足。如何智能化、快速化、精确化处理海量数据从而更进一步提升系统性能、获取更为准确的传感信息是当今发展面临的重大难题。因此,研发先进的数字信号处理(DSP)技术用于处理海量数据刻不容缓。回顾近几年国内外用于传感系统数据处理的DSP技术,重点介绍图像视频降噪技术和机器学习信息提取识别技术在分布式光纤传感中的应用,进而为未来基于DSP技术的布里渊光纤传感研究提供参考。

关键词 光纤传感器; 布里渊散射; 数字信号处理; 图像处理; 机器学习

中图分类号 O436 文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231398

1 引言

在过去的几十年中,国家对大型基础设施结构健康监测的需求逐渐增加。基于光纤中的散射效应,研究人员提出了分布式光纤传感系统(DOFS)。该系统不仅对外界温变、应变和振动等参量非常敏感,而且具有长距离多点监测、成本低、耐腐蚀、抗辐射和带宽大等优点,成为了桥梁、铁路和油气管道等大型基础设施结构健康监测的重要技术手段^[1-3]。根据散射机制可将DOFS分为瑞利散射、布里渊散射和拉曼散射三类^[4]。其中基于布里渊散射的DOFS

通过检测由光和沿光纤传播的声波之间的相互作用产生的布里渊散射,实现分布式测量。相较于其他的DOFS,基于布里渊散射的DOFS具有较高的温变和应变敏感度,从而提供了精确的测量,并且也能够以较高空间分辨率对外界应变和温变进行长距离分布式监测,因此受到了研究人员的关注,并得到了广泛应用(图1)。

根据测量方式以及探测机理的不同,布里渊DOFS又可以分为光时域系统、光频域系统和光相关域系统。其中:光相关域系统具备超高空间分辨率的优势,但在分布式测量中相关峰扫描过程较为耗时^[5];

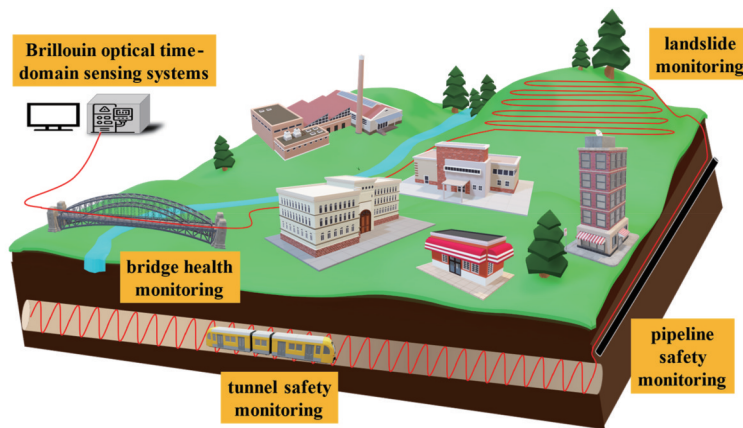


图1 分布式光纤应力/温度监测系统应用

Fig. 1 Application of distributed fiber optic strain/temperature monitoring system

收稿日期: 2023-08-14; 修回日期: 2023-09-28; 录用日期: 2023-10-07; 网络首发日期: 2023-10-17

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB2903400)、国家自然科学基金(62005087)、光纤光缆制备技术国家重点实验室开放课题(SKLD 2006)

通信作者: hustwl@hust.edu.cn

光频域系统具备高信噪比以及高空间分辨率的优势,但需要对测量的复传递函数进行快速傅里叶逆变换以检索脉冲响应,复杂的调制与解调过程不利于实际测量应用^[6];而光时域系统直接测量脉冲响应,光时域反射测量法以及数据解调也更为简单。随着相关技术的发展,光时域系统也实现了大测量范围和高空间分辨率,测量范围达 200 km^[7-8],空间分辨率甚至在厘米或毫米量级^[9-10]。

不过,随着传感距离的增加,DOFS 中信噪比(SNR)的下降会导致测量不确定度的增大,从而影响测量精度,并且在长距离的连续测量过程中会生成海量数据,所需要的测量时间也会相应增加。如何智能化、快速化、精确化处理海量数据以进一步提升系统性能、获取更为准确的待测物理参量是当今传感系统发展面临的重大难题。当前系统硬件技术的发展在面对海量数据的处理上显得尤为不足,这为利用数字信号处理(DSP)技术进行先进信号处理及分析创造了机会,进而可以有效地从系统生成的海量数据中获取有效信息。

在过去的几年里,计算机处理器性能的不断突破为先进 DSP 技术的发展奠定了基础;大数据和云技术的最新进展也为高效存储和处理海量数据提供了工具。DSP 技术具备后端处理时间开销小并且不增加系统硬件复杂度的优点,目前已在图像、视频、光通信等领域取得了突破性成果^[11]。基于此,本文将结合本课题组在该领域的工作,回顾近几年国内外用于布里渊 DOFS 中数据处理的 DSP 技术,重点介绍图像视频降噪技术和机器学习信息提取识别技术在其中的应用,为未来 DSP 技术在布里渊 DOFS 中的研究提供参考。

2 分布式布里渊光纤传感系统中的图像和视频降噪技术

测量过程中,为了保证数据具备足够高的 SNR,通常采用对数据进行重复采集并平均的方式,然而随着平均次数的增加,SNR 提升效果下降并且平均过程极为耗时。为避免过多的平均次数带来的耗时问题,研究人员引入了许多数据降噪技术对传感信号进行处理。之前的研究主要集中在一维数据的降噪处理,即对同一频率不同位置下的布里渊轨迹进行降噪处理^[12-13],仅关注了空间域上的相关性,而忽略了频域上的相似性,即光纤不同位置的布里渊增益谱(BGS)都为洛伦兹线型。对于常规布里渊光纤传感系统,信号的数据格式为二维矩阵,行列分别表示光纤位置(即布里渊轨迹)和频率,信号在空间坐标系中表现为三维 BGS。空间域与频域的相关性使得沿光纤的三维 BGS 包含了很大的结构相似性和冗余性。随后研究人员引入了图像视频降噪技术,该技术对三维 BGS 进行降噪处理,更好地提高了系统信噪比继而延长传感

距离、提高测量精度,相较于传统降噪算法更为优异,并且可以结合其他技术实现更佳的系统性能^[14-17]。本文将回顾近几年图像视频降噪技术在分布式布里渊光纤传感系统方面取得的成果。

2.1 传统图像和视频降噪技术

基于三维 BGS 的结构相似性和数据冗余性,2016 年 Soto 等^[18]提出了图像降噪的概念,将三维 BGS 当作一幅灰度图像进行处理,将信号强度值转换为灰度值,利用图像降噪技术进行处理,实现了大幅的 SNR 提升,进而降低了测量不确定度。文中提出的非局部均值(NLM)降噪是目前典型的降噪算法,其算法核心就是利用三维 BGS 中相邻区域的冗余和相似特征,通过对不同区域的加权平均实现高效降噪,同时最大程度地保留数据本身的细节特征。图 2 展示了经过 NLM 降噪前后的 SNR 分布以及布里渊频移(BFS)不确定度分布。从图 2 中可知,基于 NLM 降噪,光纤 50 km 末端 SNR 从 1.4 dB 提升至 15.2 dB, BFS 不确定度则从 4.8 MHz 降低至 0.2 MHz。另外,作者还使用二维小波降噪(WD)对三维 BGS 进行处理,通过二维 WD 分离信号的高低频成分,其算法核心在于利用离散小波变换分解三维 BGS、生成小波系数,之后通过非线性阈值函数对系数进行筛选,最后通过小波逆变换得到降噪后的信号。基于 WD, SNR 和 BFS 不确定度分别提高至 15.6 dB 和 0.19 MHz。更进一步地,作者提出了视频降噪,加入了时间帧,并假设被测量的时间演变同采集时间相比变化缓慢,此时又增加了时间上布里渊信号的冗余性,这为数据恢复及降噪增加了更多特征。实验中利用三维 NLM 算法来处理上述传感系统数据, SNR 提高至 22.1 dB, BFS 不确定度降低至 0.055 MHz,性能实现了 100 倍的提升。

2018 年, Wu 等^[19]提出了使用三维块匹配滤波算法(BM3D)对 BOTDA 数据进行降噪的方法, BM3D 结合了 WD 和 NLM 的优点,具有完备协同滤波和加权聚合的特点,其算法流程为首先寻找相似区域块,然后将其堆叠为三维矩阵,随后进行三维域变换和噪声滤除,之后进行逆变换并进行加权聚合滤波以实现最终的降噪。实验中将 BM3D 和 NLM 与 WD 进行了对比,研究了在不同 SNR 提升程度下,不同采样率数据的温度准确度和空间分辨率的恶化情况,如图 3 所示。在低采样率情况下, SNR 的提升将伴随更多的信号细节的损失,而 BM3D 相较 NLM 和 WD 具有更好的高保真降噪能力。不过,由于 BM3D 复杂度的提升,图像处理时间也比 WD 和 NLM 更长。随后 Wang 等^[20]利用视频三维块匹配滤波(VBM3D)算法对温度静态以及缓变情况下的布里渊信号进行降噪。时间信息的增加进一步提升了算法的降噪性能。实验在 2 m 空间分辨率下对 100.8 km 光纤末端的布里渊信号进行处理,温度不确定度在静态情况下从 9.30 °C 降低至 0.43 °C,在温度缓变情况下从 21.26 °C 下降到 2.90 °C。

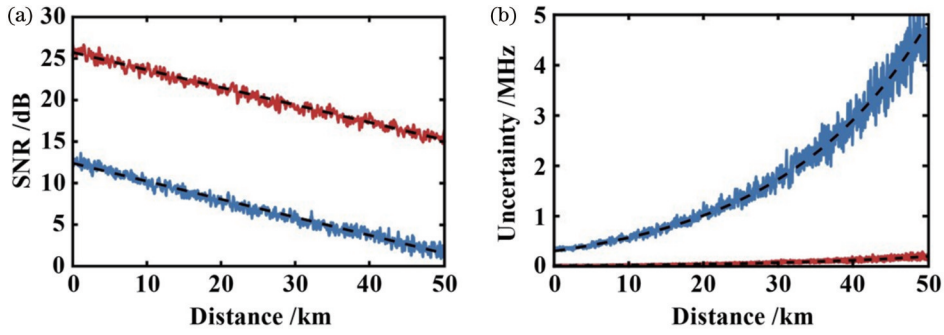


图 2 NLM 降噪前后的 SNR 以及 BFS 不确定度^[18]。(a) SNR; (b) BFS 不确定度
Fig. 2 SNR and BFS uncertainty before and after NLM denoising^[18]. (a) SNR; (b) BFS uncertainty

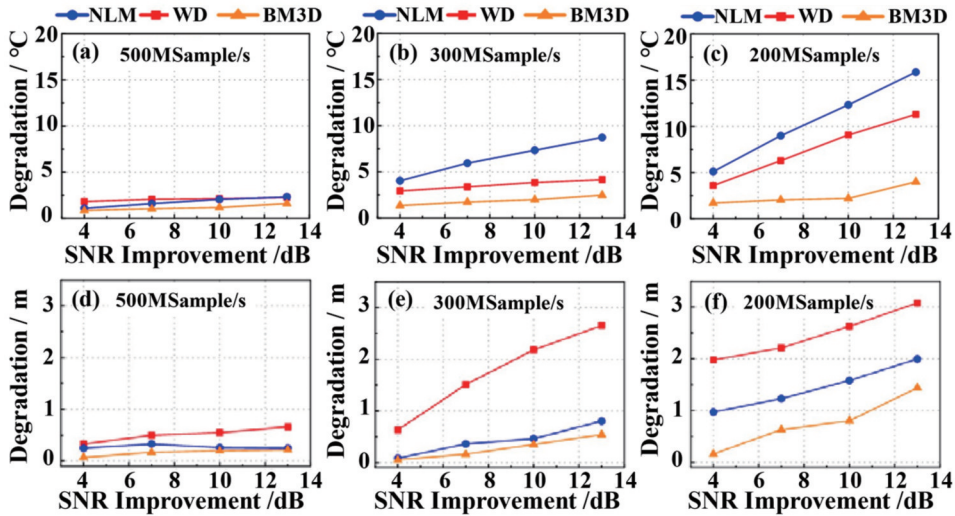


图 3 不同采样率下 SNR 提升与温度准确度及空间分辨率恶化的函数关系^[19]。(a)(d) 500 MSa/s; (b)(e) 300 MSa/s; (c)(f) 200 MSa/s
Fig. 3 Degradations of temperature and spatial resolution as functions of SNR improvement at different sampling rates^[19]. (a)(d) 500 MSa/s; (b)(e) 300 MSa/s; (c)(f) 200 MSa/s

上述算法都实现了后端的快速且强效降噪,但是随着算法复杂度的增加,其中也有一些参数需要人为选择。其中噪声水平估计直接决定了算法降噪后的 SNR 提升程度:若噪声水平估计值过小,则噪声存留量大、SNR 提升程度小;若噪声水平估计值过大,则会导致信号畸变、细节特征丢失过多。这都会影响到最终的降噪性能。针对这一问题,2017 年 Qian 等^[14]研究了 NLM 中噪声水平估计值的选择方法,并对比了基于标准差估计、基于滤波器估计以及基于主成分分析法(PCA)估计的结果。研究发现基于滤波器估计的噪声水平往往偏大,而其他两者能更准确地评估噪声水平;并且在长距离时,基于 PCA 估计的噪声水平更准确,降噪时避免了频率准确度和空间分辨率的恶化。

除了通用的噪声水平估计以外,不同的算法还有着各自独有的可调参数,如 WD 中还有小波基函数和分解层数, NLM 中还有相似性窗口和搜索窗口, BM3D 中还有搜索窗滑动步数、最大相似块数量、相似块判定阈值等。2017 年, Soto 等^[21]通过对 NLM 中每项参数进行分析,并通过优化选出最佳参数。实验中

使用优化后的 NLM 对 SNR 约为 0 dB 的信号进行降噪,在 2 m 空间分辨率下实现了 100 km 光纤末端 0.77 MHz 的 BFS 不确定度。之后 Yang 等^[22]也对 BM3D 中的各项参数进行了详细分析以及优化,通过最佳参数下的 BM3D,在 100 km 的光纤下实现了 12.2 dB 的 SNR 提升。随后他们在基于差分脉冲对的 BOTDA 系统^[16]以及基于正交频分复用的无扫频 BOTDA 系统^[17]中对最优参数下 BM3D 的降噪性能进行了验证。

而随着分布式传感系统中图像视频降噪的提出以及应用,除了以上经典的降噪算法外,更多的算法也被发掘并被验证。2020 年 Luo 等^[23]采用各向异性扩散(AD)算法提高 BOTDA 系统的信噪比,该算法的核心在于利用梯度阈值赋予噪声和 BFS 变化引起的图像梯度变化以不同的扩散系数,然后利用邻域加权平均去除噪声引起的小梯度变化,保留 BFS 变化引起的大梯度变化。对比其他降噪算法,AD 算法具有最佳的降噪效果与较短的数据处理时间,但由于无法对高强度噪声引起的大梯度变化进行去除,所以均方根误差

(RMSE) 相对较大。之后该课题组^[24]又提出了基于异步控制的 AD 算法, 弥补了之前算法的缺点的同时, 还提升了降噪效果。最近 Wang 等^[25]提出四元小波变换图像降噪算法, 将原始的三维 BGS 图像分解为一幅强度图像和三幅相位图像, 由于强度图像受噪声影响较大, 因此通过贝叶斯收缩阈值法滤除强度图像中的噪声, 实现 SNR 提升。

除了应用更高级的降噪算法外, 基于三维 BGS 的原有特性进行预处理也能使得降噪性能得到提升。2020 年 Zhang 等^[26]提出基于图像处理的谱重组方法, 首先根据 BFS 的差异将三维 BGS 分段, 平移每段以重组具有相同 BFS 的新 BGS, 通过高斯滤波器滤除噪声之后再反向平移, 最终得到降噪后的 BGS。该方法通过分段位移的方式提前将边缘信息进行保留, 提高了 BFS 的测量精度和空间分辨率。之后该课题组^[27]还提出基于互相关的谱分区方法, 该方法将三维 BGS 分为 BFS 变化较大和 BFS 变化较小两类, 并分别采用高斯滤波器和 NLM 进行降噪, 在提升精度的同时减少了整体的处理时间。最近该课题组^[28]又提出利用频域特征滤波器 (FDF) 进行降噪的方法, 该方法通过 BFS 跳变位置将三维 BGS 图像划分为多个子图, 分别对子图进行滤波, 避免了直接使用 FDF 造成的图像细节损失。

2.2 基于机器学习的降噪技术

传统图像降噪算法在分布式布里渊光纤传感系统

中已经得到了广泛的应用和研究, 近几年随着机器学习的研究与开发, 其强大的非线性拟合能力在噪声识别和去除方面有着重要的应用潜力。相对于传统图像降噪算法, 基于神经网络的降噪技术尽管训练过程耗时, 但降噪过程非常快。神经网络具有很多架构, 如人工神经网络 (ANN)、卷积神经网络 (CNN)、生成对抗网络 (GAN) 等, 其核心都在于训练时使用了误差反向传播算法来更新网络中的权重等参数, 通过不断迭代实现最佳的收敛效果。

2018 年, Abbasnezhad 等^[29]采用 ANN 实现了 16 dB~22 dB 的 SNR 提升。网络的输入为单一的含噪 BGS, 输出则是对应的无噪 BGS。因此, 网络通过训练可以学习两者之间的映射关系, 从而实现降噪。并且作者基于现场可编程门阵列 (FPGA) 实现了数据处理过程的进一步加速, 该过程对于 1000 个 BGS 的处理时间仅为 0.88 ms。

Wang 等^[30-31]提出了使用自编码器结构的深度神经网络 (DNN), 用于单一 BGS 降噪, 如图 4 所示。该结构由输入层、中间层和输出层组成。相比 ANN, DNN 的自编码器结构更利于输入-输出关系映射, 中间层中编码结构用于降维和特征压缩, 解码结构用于特征提取及恢复。训练数据基于仿真完成, 由理想 BGS 加上加性高斯白噪声组成。实验中该模型取得了 9.96 dB 的 SNR 提升。

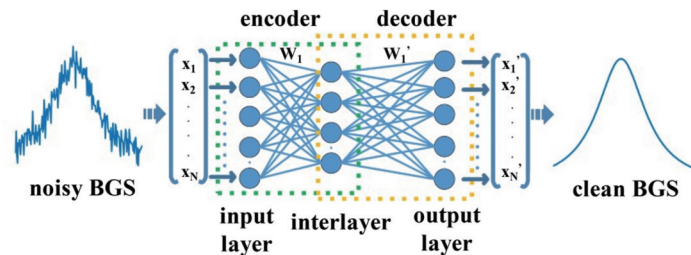


图 4 基于自动编码器神经网络的单布里渊增益谱降噪^[31]

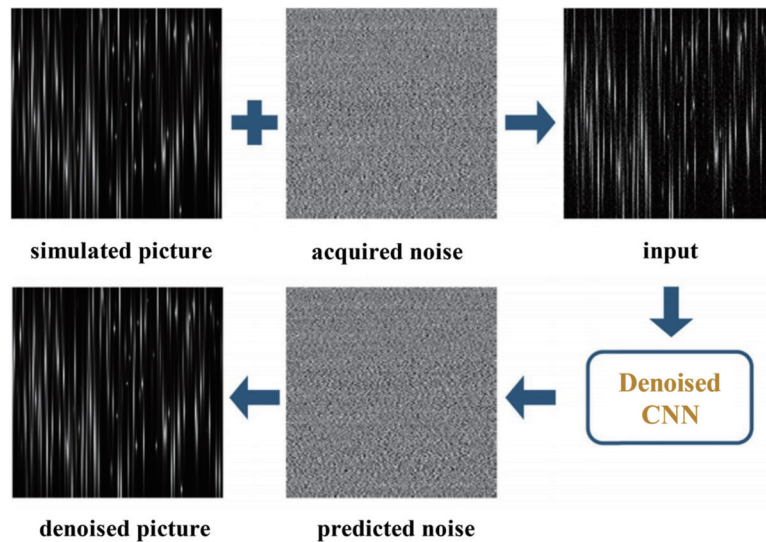
Fig. 4 Single Brillouin gain spectrum denoising using autoencoder-based neural networks^[31]

2019 年 Wu 等^[32]将 CNN 用于三维 BGS 的图像降噪, 在网络设计时考虑了扫频间隔以及采样率带来的影响。为了取得更好的降噪效果, 该方法通过仿真生成理想的无噪 BGS, 噪声则通过实验进行采集, 之后组合为含噪 BGS 用于网络训练, 过程如图 5 所示。实验结果表明, 该网络在低采样率下保持了较高的空间分辨率, 而 BM3D 会产生恶化, 该网络的降噪速度也比 BM3D 快两个数量级以上。CNN 最高能将 SNR 提升 13.57 dB, 且仅需 0.045 s 即可对 151×50000 的图像进行降噪处理, 这使得 BOTDA 系统的实时测量成为可能。最近 Li 等^[33]利用类似结构的 CNN 对小增益 SBS 短时傅里叶变换 BOTDR 系统进行图像降噪, 提高了系统测量应变振动的精度。

继上述研究后, 更多的先进网络结构被用于降噪。Liu 等^[34]提出双重 GAN 降噪, 该网络通过训练无噪-含

噪三维 BGS 对之间的信息, 有效提高了降噪过程中信号保真度, 生成器所产生的图像对也可以扩充数据集, 并且该网络通过二次训练实现降噪效果的增强。实验中双重 GAN 获得了 19.08 dB 的信噪比提升, BFS 不确定度则降低了 0.93 MHz, 而且对 160×14000 图像的降噪处理仅需 1.26 s。Zheng 等^[35]利用快速深度视频降噪网络对动态 BOTDA 系统进行处理。作者设计了包含时间维度的三维 CNN, 以处理快变的振动信号。通过利用相邻数据中的时间冗余, 三维 CNN 的 SNR 比二维 CNN 提升了 3.6 dB。最终通过训练的网络实现了 10.85 dB 的 SNR 提升, 并且对 100×21800 图像的降噪处理只需 0.038 s。

2022 年 Yang 等^[36]基于自编码器结构的卷积神经网络实现了双峰 BGS 数据的高保真降噪。网络中除了利用自编码器结构来高效提取数据特征并进行恢复

图 5 降噪卷积神经网络的训练流程^[32]Fig. 5 Training process of denoised CNN^[32]

外,还引入了注意力机制,充分利用原始布里渊轨迹和输出噪声之间的相关性,能够从布里渊轨迹中提取更逼真的噪声信息。同年 Yang 等^[37]提出了基于注意力机制的降噪 CNN,并通过仿真初步验证了注意力机制的加入有助于降噪性能的改善。

最近 Wang 等^[38]基于 BOTDR 系统构建了空间自适应降噪网络,该网络具有多尺度提取路径和扩展路径,分别用于特征提取和矩阵数据重建,能够有效地降低噪声,避免过度平滑。此外,他们设计了一种高相似度数据集生成方法,以提高训练参数的质量,进一步增强降噪效果,在空间分辨率为 2 m 的 25.1 km 光纤上,SNR 提高 21.92 dB,降噪时间仅为 2.48 s。

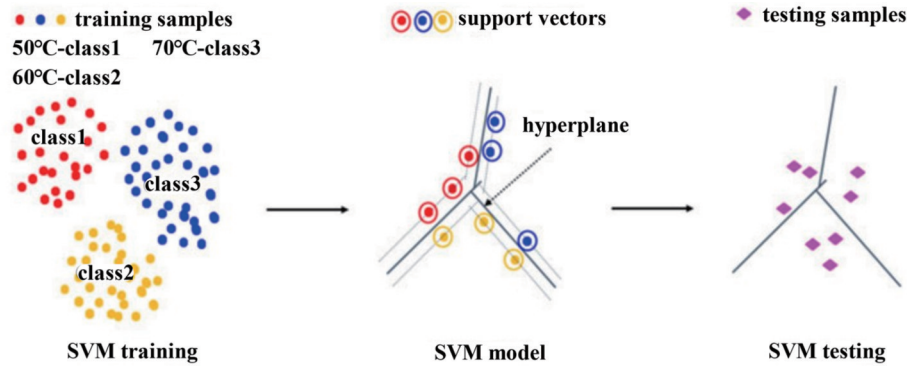
3 分布式布里渊光纤传感系统中的机器学习信息提取技术

在分布式布里渊光纤传感系统中,测量的 BGS 理论上为洛伦兹线型,所以通常采用洛伦兹曲线拟合(LCF)来提取 BFS 等信息。不过 LCF 也有着不少的缺陷^[39]:需要预设初始值,该值与实际值偏差较大导致拟合时间过长甚至拟合失效;当 BGS 的 SNR 较低时,迭代时间将会增加,这增加了系统整体测量时间。除了洛伦兹曲线外,高斯和 pseudo-Voigt 曲线拟合也被采用,在某些情况下实现了更精确的 BFS 提取^[40-41]。为了实现更短的处理时间,互相关^[42-43]、相似匹配^[44]、Sobel 算子^[45-46]等技术也被提出并得到应用。最近,随着机器学习的发展,模型的优化和理论的完善使其对复杂的非线性函数具有强大的拟合能力,非常适合解决回归以及分类问题。并且计算机性能的提升使得机器学习算法用时极短,这显示了其在 BFS 提取方面的潜力。本文将回顾近几年机器学习信息提取识别技术在布里渊光纤传感系统中取得的成果。

3.1 基于传统机器学习的信息提取技术

支持向量机(SVM)是机器学习中典型的监督学习分类算法,其算法核心在于寻找合适的超平面和支持向量来对样本进行分割,使不同样本的间隔最大化。SVM 在处理小样本及高维数据时具有独特的优势,可以避免局部极小值点问题,有着较强的泛化能力。2017 年, Wu 等^[47]提出了 SVM 辅助的 BOTDA 系统,该方案基于 BGS 与相应温度的一一对应关系,通过 SVM 将不同温度对应的 BGS 划分为不同的类别,将温度提取视作分类问题进行处理,如图 6 所示。作者将训练后的 SVM 与 LCF 进行对比,发现在高 SNR 下两者的精度相当,而在低 SNR 和大频率扫描间隔下 SVM 的精度要优于 LCF,说明了 SVM 对 SNR 变化具有鲁棒性。此外,作者还证明了 SVM 对泵浦脉冲宽度的变化也具有更好的容忍性,在窄脉宽下其精度优于 LCF。最重要的是,当对 101500 组 BGS 进行处理时,LCF 需要 36.12 min,而 SVM 仅需 15.75 s。

在此基础上,该课题组^[48]将布里渊增益谱和相位谱同时作为 SVM 的输入,在训练和测试阶段,仅需单个 SVM 就可实现对于增益谱和相位谱信息的有效整合,相比于只用增益谱或相位谱进行训练,其精度提高了约 30%。不过由于 SVM 复杂度的提升,处理速度略有下降。之后该课题组^[49]将 SVM 应用于差分脉冲对 BOTDA 系统中,与 LCF 相比,SVM 对差分 BGS 测量中使用的脉冲宽度差和迹线平均数具有更高的容忍度。特别地,当空间分辨率较高且平均次数较少时,SVM 展示出了更高的温度提取精度。最近,他们又提出了支持向量回归(SVR)用于快速提取 BGS 的温度,并且结合了 FPGA 对算法进行硬件加速^[50]。与 i7-5960x CPU 的平台相比,FPGA 可以实现 42 倍的加速,并且功耗也远低于高端 CPU。

图 6 基于 SVM 提取温度的原理^[47]Fig. 6 Principle of temperature information extraction using SVM^[47]

不过 SVM 作为一种分类判别器,多种参数需要人为提前设计,如核函数类型、核函数参数及错误惩罚因子。参数多根据经验选取,这样效率低且不能保证选择到最优参数,因此 Zhu 等^[51]提出使用优化算法选出 SVM 的最佳参数。作者分别研究了粒子群算法、遗传算法和萤火虫算法对于 SVM 参数优化的效果。他们在实验中发现,相比于传统 SVM,当处理 40 ns 脉冲宽度下 2.5 dB SNR 的 BGS 时,使用优化后的 SVM 参数后 RMSE 提升约 4 °C。

除了 SVM 在布里渊光纤传感系统中得到深入研究外,还有一些机器学习技术也在系统中得到了应用。2020 年 Nordin 等^[52-53]提出使用广义线性模型 (GLM) 实现温度的快速提取。GLM 是线性回归的一种广义形式,可根据训练参数的最大似然性生成响应,通过使用迭代再加权最小二乘法进行预测,可将数据拟合为指数分布族。结果表明 GLM 同样能够直接从 BGS 提取温度,并且 GLM 比 LCF 更快、更准确。温度提取时间比 LCF 快约两个数量级,而温度误差的改善在 0.4~5 °C 之间。此外,作者还发现 GLM 与传统的 BFS 提取方法(如 LCF)相结合,即使在信噪比较低的情况下,也能显著提高温度精度^[53]。

2022 年 Zheng 等^[54]提出使用 K 最近邻算法 (KNN) 实现 BFS 的快速提取。KNN 通过测量不同特征值之间的距离进行分类,由两个超参数(即距离函数和 K 值)进行表征。作者在系统分析了欧氏距离对 BFS 提取的影响后,利用欧氏距离优化了 K 值。实验表明在低 SNR 下,KNN 实现了比 LCF 更小的 BFS 误差。同时该课题组^[55]又提出了基于 adaboost 算法的快速 BFS 提取。adaboost 属于集成分类算法,是由许多弱分类器组成的强分类器。通过训练这些弱分类器,根据它们提供的分类率进行加权之后可以得到最终的分。adaboost 算法同样在低 SNR 下表现更优异,具有较高的噪声容忍度。然而,作者在以上工作中没有提供关于训练和预测的时间,无法与其他技术进行具体比较。

以上提出的技术都为监督学习方法,而 PCA 和聚

类算法作为机器学习中经典的无监督特征学习方法,也被用于快速信息提取,相对于监督学习,其无须提前使用数据进行训练,可以适应更多的场景。2017 年 Azad 等^[56]使用基于 PCA 的模式识别方法从 BGS 中直接提取温度信息。该方案需要通过温度已知的无噪 BGS 来建立参考数据库,之后使用 PCA 同时对测量所得的 BGS 和数据库的 BGS 进行降维,继而寻找两者的最佳匹配对,此时数据库 BGS 对应的温度即实测 BGS 的温度信息。2019 年哈尔滨工业大学 Wang 等^[57]将 PCA 引入光啁啾链 (OCC) BOTDA 系统中。由于 OCC-BOTDA 中存在非对称布里渊谱展宽、鬼峰和主峰的频移等现象,作者利用 PCA 可以更准确地从非标准 BGS 中提取 BFS。基于 LCF 提取的 BFS 不确定度为 3.2 MHz,而 PCA 提取的 BFS 不确定度仅为 1.3 MHz。2020 年 Zhang 等^[58]将 PCA 扩展到复数域,以提升矢量 OCC-BOTDA 系统的测量精度与提取速度,通过对复数布里渊谱的处理,精度提高了 1.4 倍。同年 Tan 等^[59]提出了基于 K 均值奇异值分解 (K -SVD) 字典学习的快速提取方法。 K -SVD 是在 K -means 聚类算法和奇异值分解 (SVD) 的基础上衍生出来的过完备字典学习算法。实验通过 K -SVD 提取 BGS 的三个稀疏特征,并通过对稀疏系数与 BFS 之间的相关性进行标定之后,即可从 BGS 中快速提取出 BFS。

除了 BFS 或温度的直接提取外,机器学习算法也被用于应变的直接提取以及位置识别^[60-62]。例如,2021 年 Song 等^[62]提出一种结构表面微裂纹检测方法。该方案基于商用的预泵浦脉冲 BOTDA 系统,通过 PCA 以及 SVM 实现了对于 23 μm 裂缝的检测。首先,将 PCA 作为预处理器,通过矩阵分解来降低测量噪声。然后,将裂纹检测问题视为裂纹和非裂纹的二元分类问题,并用 SVM 进行判别。通过对 15 m 长的钢梁进行实验,验证了所提出的方法的表面微裂纹检测性能。

3.2 基于神经网络的提取识别技术

神经网络是一种模拟人脑神经元网络结构和功能的模型,按不同的连接方式构成不同的模型结构,其强

大的非线性映射能力能够处理复杂的输入-输出关系,有利于建立 BGS 与温度/应力间的映射关系。2016 年 Azad 等^[63]将 ANN 用于 BGS 的温度提取。图 7 展示了训练和测试阶段所需要的步骤。作者通过仿真不同温度、谱宽以及扫频间隔的无噪 BGS 构建数据集,用于网络训练,训练后的 ANN 可以直接从 BGS 中提取温度,这加快了数据处理速度。扫频间隔的不同将会导致

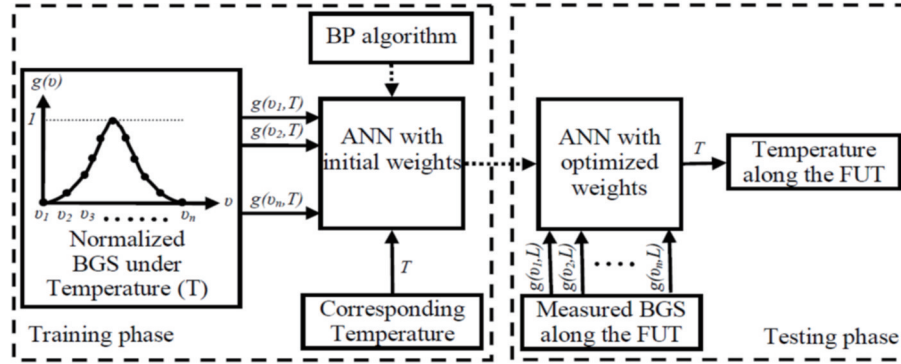


图 7 基于 ANN 提取温度所需的训练及测试阶段示意图^[63]

Fig. 7 Diagram of training and test phases required for temperature extraction based on ANN^[63]

神经网络作为一种数据驱动的智能算法,通常需要大量数据进行训练才能对复杂的输入-输出关系进行映射,因此数据集的合理构造对于网络的性能也是至关重要的。Liang 等^[64]对训练数据集进行了改进。除了无噪 BGS,作者还通过增加不同大小的随机噪声构造含噪 BGS,这增加了数据随机性,避免网络过拟合,并且基于含噪 BGS 训练 ANN 也增强了 ANN 的泛化性。作者还提出了一种插值方法,以应对不同扫频数量下的 BGS。通过线性插值使 BGS 的数据点等于 ANN 输入层的神经元数量,单个 ANN 就可以处理不同大小的 BGS,这增加了 ANN 的灵活性。对于数据集的改进也在后续研究中得到了充分研究^[65-68],如利用 PCA 先对数据集进行降维,在保证不丢失重要信息的情况下减小并统一了数据大小^[67];最近 Huang 等^[68]也提出先利用 ANN 同时实现非线性插值和降噪过程,再级联其他神经网络进行 BFS 提取的方案。

2021 年 Lü 等^[69]为了更好地评估 ANN 的提取性能,使用了蒙特卡罗方法对其提取误差进行了详细分析。他们在分析误差来源的基础上提出了一种扫频范围优化策略,基于优化后的神经网络,详细讨论了 SNR、半峰全宽(FWHM)和扫频间隔对 BFS 提取误差的影响。实验结果表明:随着 SNR 和 FWHM 的增加,BFS 提取误差分别呈指数减小和线性增大。通过线性插值对输入数据进行尺寸统一,误差也随扫频间隔从 1 MHz 到 10 MHz 的增加而线性增大,最终得到了包含 SNR、FWHM 和间隔的误差估计公式。之后该课题组^[70]又提出了基于级联 ANN 的多特征提取和误差估计方案。该网络由两个串联的 ANN 组成,其中前网络从 BGS 中提取 SNR、FWHM 和 BFS,后网络

BGS 数据量的改变,所以作者训练了多个模型以适应不同间隔的 BGS 输入。结果表明在扫频间隔较大时,利用 ANN 测量得到的温度不确定度和 RMSE 优于采用 LCF 和互相关法(XCM)得到的结果,例如在 10 MHz 间隔下,使用 ANN、LCF 和 XCM 得到的温度不确定度分别为 0.975 °C、1.114 °C 和 1.136 °C。

则利用这些参数和扫频间隔评估 BFS 的误差。

2021 年 Zhang 等^[71]提出了基于核极限学习机(K-ELM)的超快温度提取方案。ELM 属于 ANN 的一种特殊情况,仅由单个隐藏层组成。其中第一个权重矩阵是随机初始化的,这意味着只需对最后一个权重矩阵进行优化,因此训练速度更快。K-ELM 则是在 ELM 的基础上引入了内在核映射,此时既不需要指定隐藏层的节点数,也不需要知道特征映射。实验结果表明了 K-ELM 具有较好的泛化能力,其温度提取精度与 LCF 相当,处理速度相较于 LCF 提高了 120 倍。

为了解决由于非局域效应(NLE)引起的失真 BGS 问题,2020 年 Lu 等^[72]使用 ANN 从失真 BGS 中直接提取出正确的 BFS。此时网络的训练集加入了存在 NLE 的 BGS。实验结果表明:与普通 ANN 和 LCF 方法相比,训练后的 NLE-ANN 显著降低了 BFS 不确定度,至少降为普通 ANN 和 LCF 方法的 1/5。不过,该 NLE-ANN 对于非 NLE-BGS 的 BFS 提取误差较大,所以同一次测量中,需要使用两种网络对 NLE-BGS 和非 NLE-BGS 进行处理。Qian 等^[73]的研究弥补了这一缺陷,利用单个网络即可同时实现 NLE-BGS 和非 NLE-BGS 数据的高精度提取,整体 BFS 不确定度为 LCF 的 1/3。

除了 ANN 外,其他的神经网络也被用于布里渊光纤传感系统的信息提取识别。2017 年, Wang 等^[74]利用 DNN 来提取 BOTDA 系统中的温度信息,在提升数据处理速度的同时也使得测量精度略高于 LCF。图 8 展示了该 DNN 的结构,其包含两个自编码隐藏层,通过使用自编码器(即让输出尽可能地接近输入)进行训练,将所有隐藏层和输出层分别进行逐级训练

后,由输入层、每个自编码器的前半部分和最终的输出层级联形成 DNN 模型的整体结构。与 ANN 相比, DNN 训练更加容易,可进行有监督和无监督的特征自动学习。实验结果表明 DNN 的提取精度与 LCF 相当,在 38.5 km 传感光纤末端实现了 0.7 °C 的温度不确定度。之后 Wang 等^[31]又基于单个 DNN 同时实现了降噪和温度提取,提高了网络对于噪声的容忍度。为了进一步提高 SNR,同时保证处理速度,该课题组^[35]又提出了一种基于深度学习增强的长距离快速 BOTDA 方案,分别使用深度视频降噪网络和 DNN 对数据进行降噪和解调。实验中成功以 23 Hz 采样率和 1.19 MHz 的不确定度采集了 10 km 光纤末端的振动信号,空间分辨率为 2 m。该网络处理 100×21800 的数据仅需 0.04 s,速度远快于传统拟合方法。

2020 年 Chang 等^[75]提出了一种直接提取 BFS 分布的二维 CNN 结构。基于 BGS 在时域上的相关性,利用多层二维卷积分析三维 BGS 的频率和时间特征,实现从三维 BGS 到 BFS 分布的端到端转换。图 9 展示了该 CNN 结构,由一个二维卷积层、一个批处理归一化层(BN)和一个最大池化层组成。在最大池化层(降低数据维数)之后放置由一系列卷积和 BN 层组成

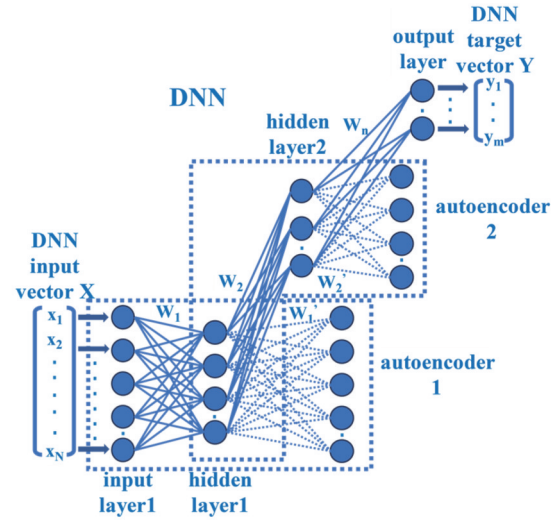


图 8 具有 2 个自编码隐藏层的 DNN^[74]

Fig. 8 Structure of DNN with two autoencoder hidden layers^[74]

的残差子网络,实现时域和频域的特征感知。网络最后一部分由多个无填充的一维卷积层构成,旨在压缩特征谱图,实现一维 BFS 分布的最终输出。结果表明该 CNN 的提取精度略优于 LCF,处理同样的数据, CNN 的速度比 LCF 快 7 倍左右。

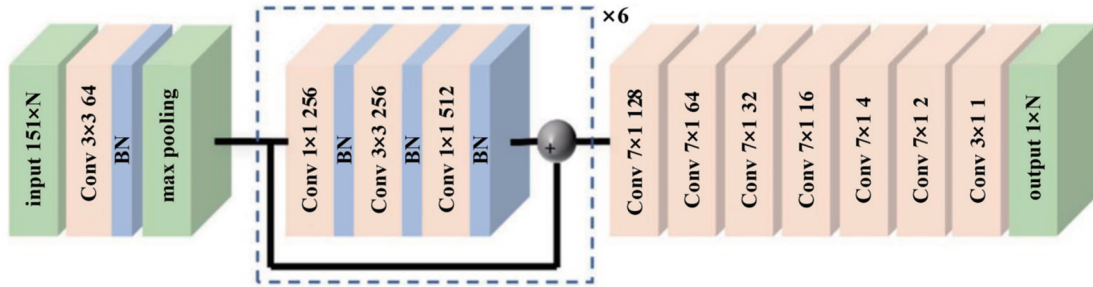


图 9 所提出的 CNN 架构^[75]

Fig. 9 Architecture of proposed CNN^[75]

2022 年 Chen 等^[76]对布里渊信号进行了噪声分析,根据噪声沿传感距离的分布,可以将其视为高斯白噪声,而其在频域上对 BGS 的影响可以忽略。基于此,作者提出了一种由一维 CNN 和自适应小波 ANN 组成的小波卷积神经网络。为了获得更多的局部特征,在自适应小波 ANN 中输出神经元的所有激活函数都是小波函数。与 LCF 和普通 ANN 相比,该网络减小了温度误差。

由于温度和应变的交叉敏感性,如果应变(或温度)发生变化,从 BGS 直接提取温度(或应变)可能完全失效。因此使用机器学习同时提取温度和应变的方法被提出,该方法解决了交叉敏感性问题。2018 年, Ruiz-Lombera 等^[77]使用 PCA 和 ANN 实现对温度和应力的同时识别。他们利用了单模光纤中,温度增加时 BGS 谱宽下降和强度增大,而应力增加时谱宽不变和强度下降的特点,使用 ANN 对温度和应力进行识

别,但没有真正实现对温度和应力的测量。2019 年 Wang 等^[78]基于 DNN 实现了高精度的温度和应力的同时测量。他们借助了 LEAF 的多峰特性,利用 DNN 代替原始的小系数矩阵计算,成功避免了系数差异小而引入的误差。通过仿真的双峰 BGS 数据进行训练,在使用 24 km LEAF 的光纤末端实现了 2.4 °C、66.2 με 的温度、应力 RMSE,而使用传统解方程法时温度、应力 RMSE 分别为 4.2 °C、134.2 με,且使用 DNN 仅需要 1.6 s 的提取时间,而传统解方程法需要 5656.3 s。之后 Yang 等^[36]同样基于双峰 BGS,使用一维 CNN 实现了精确且快速的温度及应力的同时测量。该 CNN 集成了降噪模块和提取模块,分别由降噪卷积自编码器和残差注意机制网络构成,所以对于输入 BGS 的 SNR 有着强鲁棒性。实验结果表明:该 CNN 在近 20 km 的光纤末端实现的温度、应力 RMSE 分别为 2 °C 和 32.3 με;在低 SNR(8.8 dB)情况下,相较于传

统解方程法, CNN 的温度和应变精度分别提升了 196 和 216 倍, 处理速度提高了 146 倍。

通过将神经网络的快速提取特性与其他方法相结合, 可以实现性能的进一步提升^[79-82]。例如, Wang 等^[79]将 ANN 与基于方差权重概率的扫频方法相结合, 选择更有意义的扫描频率来替代传统的均匀扫描频率方法。通过输入更少数据简化 ANN 结构, 同时提高了温度提取精度。之后该课题组^[80]又将 ANN 与物联网(IoT)结合在一起, 以促进自动化并增强数据管理和分析, 实现了基于 IoT 的 BGS 快速温度提取。其中 ANN 的训练和测试阶段被划分到不同的设备层, 以提高性能和降低网络流量。

4 结束语

分布式布里渊光纤传感系统在长距离温度、应力监测领域具有举足轻重的地位。在硬件层面, 高性能布里渊光纤传感系统方案往往需要额外添加器件, 这增加了系统复杂性, 导致成本升高。本文综述了近几年分布式布里渊光纤传感系统中数字信号处理技术的研究进展, 在软件层面提升布里渊光纤传感系统的性能。

首先, 本文对用于布里渊信号降噪的图像视频降噪算法(包括三维块匹配滤波算法、深度神经网络、卷积神经网络、生成对抗网络等)进行了总结。在不增加传感系统复杂度的情况下, 通过引入高性能降噪算法显著提高系统信噪比, 从而延长传感距离、提高测量精度。其次, 本文总结了基于机器学习算法的布里渊传感信息提取技术, 主要总结了基于传统机器学习算法以及神经网络提取布里渊频移的原理及效果。机器学习模型能将传感信息提取抽象为分类或回归任务, 可以建立输入布里渊增益谱与输出布里渊频移之间的映射关系。与传统的通过曲线拟合提取布里渊频移的方法相比, 机器学习方法的速度和精度都有提升。通过设计算法结构, 还能同时实现数据降噪、双参量提取和克服非局域效应等功能。

随着电力、环境监测、周界安防等行业迅速发展, 分布式布里渊传感技术集传感、传输于一体, 具有广阔的应用前景。分布式布里渊光纤传感系统中高性能数字信号处理技术引发广泛的关注, 随着其不断发展, 布里渊光纤传感技术的传感距离增加并且传感精度和空间分辨率都获得显著提升, 在未来会有更广阔的应用。

参 考 文 献

- [1] Xu J L, Dong Y K, Zhang Z H, et al. Full scale strain monitoring of a suspension bridge using high performance distributed fiber optic sensors[J]. *Measurement Science and Technology*, 2016, 27(12): 124017.
- [2] 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.
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.
- [3] 苑立波, 童维军, 江山, 等. 我国光纤传感技术发展路线图[J]. *光学学报*, 2022, 42(1): 0100001.
Yuan L B, Tong W J, Jiang S, et al. Road map of fiber optic sensor technology in China[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(1): 0100001.
- [4] Bao X Y, Chen L. Recent progress in distributed fiber optic sensors[J]. *Sensors*, 2012, 12(7): 8601-8639.
- [5] Mizuno Y, Zou W W, He Z Y, et al. Proposal of Brillouin optical correlation-domain reflectometry (BOCDR) [J]. *Optics Express*, 2008, 16(16): 12148-12153.
- [6] Minardo A, Bernini R, Ruiz-Lombera R, et al. Proposal of Brillouin optical frequency-domain reflectometry (BOFDR) [J]. *Optics Express*, 2016, 24(26): 29994-30001.
- [7] Zhang L, Wang Z N, Li J, et al. Ultra-long dual-sideband BOTDA with balanced detection[J]. *Optics & Laser Technology*, 2015, 68: 206-210.
- [8] Sun X Z, Yang Z S, Hong X B, et al. Ultra-long Brillouin optical time-domain analyzer based on distortion compensating pulse and hybrid lumped-distributed amplification[J]. *APL Photonics*, 2022, 7(12): 126107.
- [9] Dominguez-Lopez A, Soto M A, Martin-Lopez S, et al. Resolving 1 million sensing points in an optimized differential time-domain Brillouin sensor[J]. *Optics Letters*, 2017, 42(10): 1903-1906.
- [10] Zhou D W, Ba D X, Wang B Z, et al. Millimeter-level recognition capability of BOTDA based on a transient pump pulse and algorithm enhancement[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(14): 3440-3443.
- [11] 邹鹏, 赵一衡, 胡昉辰, 等. 基于机器学习的可见光通信信号处理研究现状[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(1): 010001.
Zou P, Zhao Y H, Hu F C, et al. Research status of machine learning based signal processing in visible light communication [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(1): 010001.
- [12] Farahani M A, Wylie M T V, Castillo-Guerra E, et al. Reduction in the number of averages required in BOTDA sensors using wavelet denoising techniques[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2012, 30(8): 1134-1142.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] Zheng H, Zhang J D, Wu H T, et al. Single shot OCC-BOTDA based on polarization diversity and image denoising[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 137: 106368.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] Soto M A, Ramirez J A, Thévenaz L. Intensifying the response of distributed optical fibre sensors using 2D and 3D image restoration[J]. *Nature Communications*, 2016, 7: 10870.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] Soto M A, Ramirez J A, Thévenaz L. Optimizing image

- denoising for long-range Brillouin distributed fiber sensing[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2017, 36(4): 1168-1177.
- [22] Yang G J, Wang B W, Wang L, et al. Optimization of 2D-BM3D denoising for long-range Brillouin optical time domain analysis[C]//2020 Asia Communications and Photonics Conference (ACP) and International Conference on Information Photonics and Optical Communications (IPOC), October 24-27, 2020, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2021.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] Wang B W, Guo N, Wang L, et al. Denoising and robust temperature extraction for BOTDA systems based on denoising autoencoder and DNN[C]//26th International Conference on Optical Fiber Sensors, September 24-28, 2018, Lausanne, Switzerland. Washington, DC: OSA, 2018: WF29.
- [31] 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.
- [32] 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.
- [33] 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.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] 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.
- [37] 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.
- [38] 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.
- [39] Soto M A, Thévenaz L. Modeling and evaluating the performance of Brillouin distributed optical fiber sensors[J]. *Optics Express*, 2013, 21(25): 31347-31366.
- [40] Bao X, Brown A, DeMerchant M, et al. Characterization of the Brillouin-loss spectrum of single-mode fibers by use of very short (<10-ns) pulses[J]. *Optics Letters*, 1999, 24(8): 510-512.
- [41] 肖尚辉, 李立. 一种新的光纤布里渊传感散射谱拟合方法[J]. *光学技术*, 2009, 35(6): 897-900, 904.
- Xiao S H, Li L. New fitting method for Brillouin-based scattering spectrum of fibre-optic distributed sensing systems[J]. *Optical Technique*, 2009, 35(6): 897-900, 904.
- [42] Farahani M A, Castillo-Guerra E, Colpitts B G. A detailed evaluation of the correlation-based method used for estimation of the Brillouin frequency shift in BOTDA sensors[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(12): 4589-4598.
- [43] Zhang X Y, Hong X B, Sun X Z, et al. Fast estimation of Brillouin frequency shift in the BOTDA sensors[C]//26th International Conference on Optical Fiber Sensors, September 24-28, 2018, Lausanne, Switzerland. Washington, DC: OSA, 2018: WF18.
- [44] Wang F, Zhan W W, Lu Y G, et al. Determining the change of Brillouin frequency shift by using the similarity matching method [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2015, 33(19): 4101-4108.
- [45] Li J Q, Zhou W N, Zhang Y D, et al. A novel method of the Brillouin gain spectrum recognition using enhanced sobel operators based on BOTDA system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(11): 4093-4097.
- [46] Liu S, Yang G J, Xu Z Y, et al. Edge detection-assisted Brillouin optical time-domain analyzer for ultrafast sensing of abnormal temperature event[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22 (4): 3211-3218.
- [47] Wu H, Wang L, Guo N, et al. Brillouin optical time-domain analyzer assisted by support vector machine for ultrafast temperature extraction[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2017, 35(19): 4159-4167.
- [48] Wu H, Wang L, Guo N, et al. Support vector machine assisted BOTDA utilizing combined Brillouin gain and phase information for enhanced sensing accuracy[J]. *Optics Express*, 2017, 25(25): 31210-31220.
- [49] Wu H, Wang L, Zhao Z Y, et al. Support vector machine based differential pulse-width pair Brillouin optical time domain analyzer[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(4): 6802911.
- [50] Wu H, Wang H D, Shu C, et al. BOTDA fiber sensor system based on FPGA accelerated support vector regression[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69 (6): 3826-3837.
- [51] Zhu H N, Yu L, Zhang Y F, et al. Optimized support vector machine assisted BOTDA for temperature extraction with accuracy enhancement[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2019, 12(1): 6800214.
- [52] Nordin N D, Zan M S D, Abdullah F. Generalized linear model for enhancing the temperature measurement performance in Brillouin optical time domain analysis fiber sensor[J]. *Optical Fiber Technology*, 2020, 58: 102298.
- [53] Nordin N D, Abdullah F, Zan M S D, et al. Improving prediction accuracy and extraction precision of frequency shift from low-SNR Brillouin gain spectra in distributed structural health monitoring[J]. *Sensors*, 2022, 22(7): 2677.
- [54] Zheng H, Sun S J, Qin Y L, et al. Extraction of Brillouin frequency shift from Brillouin gain spectrum in Brillouin distributed fiber sensors using K nearest neighbor algorithm[J]. *Optical Fiber Technology*, 2022, 71: 102903.
- [55] Zheng H, Xiao F, Sun S J, et al. Brillouin frequency shift extraction based on AdaBoost algorithm[J]. *Sensors*, 2022, 22 (9): 3354.
- [56] Azad A K, Khan F N, Alarashi W H, et al. Temperature

- extraction in Brillouin optical time-domain analysis sensors using principal component analysis based pattern recognition[J]. *Optics Express*, 2017, 25(14): 16534-16549.
- [57] Wang B Z, Fan B H, Zhou D W, et al. High-performance optical chirp chain BOTDA by using a pattern recognition algorithm and the differential pulse-width pair technique[J]. *Photonics Research*, 2019, 7(6): 652-658.
- [58] Zhang J D, Zheng H, Wu H T, et al. Vector optical-chirp-chain Brillouin optical time-domain analyzer based on complex principal component analysis[J]. *Optics Express*, 2020, 28(20): 28831-28842.
- [59] Tan H X, Wu H, Shen L, et al. Sparse representation of Brillouin spectrum using dictionary learning[J]. *Optics Express*, 2020, 28(12): 18160-18171.
- [60] Zhang L, Shi B, Zhu H H, et al. A machine learning method for inclinometer lateral deflection calculation based on distributed strain sensing technology[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2020, 79(7): 3383-3401.
- [61] Song Q S, Zhang C, Tang G W, et al. Deep learning method for detection of structural microcracks by Brillouin scattering based distributed optical fiber sensors[J]. *Smart Materials and Structures*, 2020, 29(7): 075008.
- [62] Song Q S, Yan G P, Tang G W, et al. Robust principal component analysis and support vector machine for detection of microcracks with distributed optical fiber sensors[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 146: 107019.
- [63] Azad A K, Wang L, Guo N, et al. Signal processing using artificial neural network for BOTDA sensor system[J]. *Optics Express*, 2016, 24(6): 6769-6782.
- [64] Liang Y X, Jiang J L, Chen Y X, et al. Optimized feedforward neural network training for efficient Brillouin frequency shift retrieval in fiber[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 68034-68042.
- [65] Li Y Q, Wang J J. Optimized neural network for temperature extraction from Brillouin scattering spectra[J]. *Optical Fiber Technology*, 2020, 58: 102314.
- [66] Madaschi A, Morosi J, Brunero M, et al. Enhanced neural network implementation for temperature profile extraction in distributed Brillouin scattering-based sensors[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(7): 6871-6878.
- [67] Xiao F, Lv M X, Li X W. Fast measurement of Brillouin frequency shift in optical fiber based on a novel feedforward neural network[J]. *Photonics*, 2021, 8(11): 474.
- [68] Huang Q, Shi H T, Huang C K, et al. Improvement of response speed and precision of distributed Brillouin optical fiber sensors using neural networks[J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 167: 109705.
- [69] Lü T, Ye X K, Zheng Y, et al. Error estimation of BFS extraction with optimized neural network & frequency scanning range[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(15): 5149-5155.
- [70] Lü T, Ye X K, Huang K, et al. Cascaded feedforward neural network based simultaneously fast and precise multi-characteristics extraction and BFS error estimation[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 40(24): 7937-7945.
- [71] 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.
- [72] Lu C Y, Liang Y X, Jia X H, et al. Artificial neural network for accurate retrieval of fiber Brillouin frequency shift with non-local effects[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(15): 8559-8569.
- [73] Qian Y H, Yang G J, Zeng K Y, et al. Accurate extraction of Brillouin frequency shift using single deep neural network in BOTDA sensing system with non-local effect[C]//*Optical Fiber Communication Conference (OFC) 2023, March 5-9, 2023, San Diego California, Washington, DC: Optica Publishing Group, 2023: W2B.20.*
- [74] Wang B W, Guo N, Khan F N, et al. Extraction of temperature distribution using deep neural networks for BOTDA sensing system[C]//*2017 Conference on Lasers and Electro-Optics Pacific Rim (CLEO-PR), July 31-August 4, 2017, Singapore. New York: IEEE Press, 2017.*
- [75] Chang Y Q, Wu H, Zhao C, et al. Distributed Brillouin frequency shift extraction via a convolutional neural network[J]. *Photonics Research*, 2020, 8(5): 690-697.
- [76] Chen B, Su L H, Zhang Z Y, et al. Wavelet convolutional neural network for robust and fast temperature measurements in Brillouin optical time domain reflectometry[J]. *Optics Express*, 2022, 30(9): 13942-13958.
- [77] Ruiz-Lombera R, Fuentes A, Rodriguez-Cobo L, et al. Simultaneous temperature and strain discrimination in a conventional BOTDA via artificial neural networks[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2018, 36(11): 2114-2121.
- [78] Wang B W, Wang L, Guo N, et al. Deep neural networks assisted BOTDA for simultaneous temperature and strain measurement with enhanced accuracy[J]. *Optics Express*, 2019, 27(3): 2530-2543.
- [79] Wang M H, Sui Y, Zhou W N, et al. Sweep frequency method with variance weight probability for temperature extraction of the Brillouin gain spectrum based on an artificial neural network[J]. *Optics Express*, 2021, 29(18): 28994-29006.
- [80] Wang M H, Sui Y, Zhou W N, et al. AIoT enabled resampling filter for temperature extraction of the Brillouin gain spectrum[J]. *Optics Express*, 2022, 30(20): 36110-36121.
- [81] Qi D, Li J Y, Guan X, et al. Dynamic polarization-insensitive BOTDA in direct-detection OFDM with CNN-based BFS extraction[J]. *Optics Express*, 2022, 30(5): 7725-7736.
- [82] Wang H N, Dong Y K. High-performance transient SBS-based microwave measurement using high-chirp-rate modulation and advanced algorithms[J]. *Optics Letters*, 2023, 48(12): 3291-3294.

Review on Digital Signal Processing Techniques in Distributed Brillouin Fiber Sensing Systems

Yang Guijiang, Qian Yuhao, Zhou Yiyi, Wang Liang*, Tang Ming

National Engineering Research Center for Next Generation Internet Access System, School of Optics and Electronic Information, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China

Abstract

Significance Over the past decades, the national demand for structural health monitoring of large infrastructures such as bridges and oil and gas pipelines has gradually increased. Based on the scattering effect in optical fibers, researchers have proposed a distributed optical fiber sensing (DOFS) system. It is not only very sensitive to external parameters such as temperature change, strain, and vibration, but also has the advantages of long-distance multipoint monitoring, low cost, corrosion resistance, radiation resistance, and large bandwidth, which makes it an important technological tool for structural health monitoring of large-scale infrastructures. DOFS is mainly categorized based on scattering mechanisms, which are Rayleigh scattering, Brillouin scattering, and Raman scattering. Compared with other DOFS, DOFS based on Brillouin scattering has high temperature and strain sensitivity, thus providing accurate measurements. In addition, it is also capable of long-distance distributed monitoring of external strains and temperature changes with high spatial resolution, which has attracted the attention of a large number of researchers and has been widely used.

However, with the increase in sensing distance in DOFS, the decrease in signal-to-noise ratio (SNR) will lead to an increase in measurement uncertainty. In addition, massive data will be generated in the process of long-distance continuous measurement, and the required measurement time will increase correspondingly. How to process massive data intelligently, quickly, and accurately to further improve system performance and obtain more accurate physical parameters is the biggest problem facing the development of the system. Currently, the development of system hardware technology is particularly insufficient in the face of massive data processing, which creates an opportunity for advanced signal processing and analysis using digital signal processing (DSP) technology, which can effectively obtain effective information from the massive data generated by the system. In the past few years, the development of powerful computer processors has laid the foundation for the development of advanced DSP technologies, and recent advances in big data and cloud technologies have provided tools for efficient storage and massive data processing. With the development, DSP technology has the advantages of smaller back-end processing time overhead and no increase in system hardware complexity.

Progress We review the DSP techniques used for data processing in Brillouin-DOFS in recent years and focus on the applications of image and video denoising technology and machine learning information extraction and recognition technology in it, so as to provide a reference for future research of DSP technology in Brillouin-DOFS.

The multi-dimensional (time, frequency, and position) domain of Brillouin signals contains redundancy and structural similarity. However, none of the earlier denoising methods have utilized the feature. Thus, the researchers have introduced the image-video denoising technique to reduce the noise of the sensing signals. At first, some traditional image and video denoising algorithms are summarized, and the principles of the algorithms, as well as the performance of denoising effects are generally introduced. It also shows that the optimization of algorithm parameters and the transformation of 3D BGS can enhance the denoising performance. However, the traditional algorithms still affect the spatial resolution and measurement reliability. With the research and development of machine learning, neural networks have also been used for denoising Brillouin signals by the powerful nonlinear fitting ability. Neural networks have many architectures such as artificial neural networks (ANNs), convolutional neural networks (CNNs), and generative adversarial networks (GANs), and all of them are capable of fast and high-fidelity denoising.

Machine learning has a strong ability to fit complex nonlinear functions, which is very suitable for solving regression and classification problems. In addition, the machine learning algorithm is extremely short in time, showing its potential in information extraction. First, the application of traditional machine learning algorithms to the direct extraction of temperature or frequency is presented. These algorithms demonstrate much higher extraction speed than traditional fitting algorithms and have stronger robustness. With the increase in computing power, the neural network can be well-trained by simulating a large number of Brillouin gain spectra in different situations. In addition, by constructing the dataset in different cases, the corresponding purpose can be realized, such as solving the frequency extraction error caused by non-local effects. Finally, some studies on the performance evaluation of neural network model extraction and the integration of neural networks with other techniques are also presented.

Conclusions and Prospects DSP technology can process massive data intelligently, quickly, and accurately, so as to further improve the performance of the system. Firstly, the concept of image and video denoising makes use of the repeated structures of information in the multi-dimensional domain of Brillouin signal. Then, a variety of traditional denoising algorithms and machine learning methods have been applied. Secondly, since traditional fitting methods are time-consuming, machine learning techniques are also introduced into Brillouin-DOFS. It can directly learn the nonlinear mapping between input and output so that information such as frequency, temperature, or strain can be accurately and quickly extracted from BGS. In the future, in addition to developing more advanced techniques to achieve longer, more accurate, and faster sensing systems, how to better evaluate and interpret machine learning algorithms is also the focus of research. It is believed that Brillouin-DOFS based on DSP technology will play an increasingly important role in infrastructure, aerospace, energy transportation, and other fields.

Key words fiber optic sensor; Brillouin scattering; digital signal processing; image processing; machine learning