先进光纤传感技术专题

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022073003

布里渊光时域光纤传感中的快速测量技术

张宇阳[1,2]，路元刚[1,2,3]*，彭楗钦[1,2]

（南京航空航天大学 1. 空间光电探测与感知工信部重点实验室；2. 物理学院；3. 航天学院，南京 211106）

摘　要： 布里渊光时域光纤传感是一种连续分布式光纤传感技术，可广泛用于获取沿传感光纤的温度和应变等物理量分布。如何提高布里渊散射信号的测量和处理速度，以满足工程应用中的快速测量需求，是布里渊光纤传感领域研究者的主要关注点之一。文章通过分析传统布里渊光时域光纤传感系统的耗时来源，综述了近年来基于频率调制、功率谱测量、图像处理去噪和布里渊谱拟合方法改进等布里渊光时域传感中的快速测量技术研究进展。

关键词： 光纤传感器；布里渊散射；载波调制；图像处理；神经网络

中图分类号： O437.2　**文章编号：** 1001－5868(2022)04－0625－17

Fast Measurement Techniques in Brillouin Optical Time-Domain Fiber Sensing

ZHANG Yuyang[1,2], LU Yuangang[1,2,3], PENG Jianqin[1,2]

(1. Key Lab. of Space Photoelectric Detection and Perception of Ministry of Industry and Information Technology; 2. College of Physics; 3. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, CHN)

Abstract: Brillouin optical time-domain fiber optic sensing is a continuously distributed fiber optic sensing technology that can be widely used to obtain the distribution of physical quantities such as temperature and strain along the sensing fiber. In order to meet the fast measurement requirements in engineering applications, improving the measurement and processing speed of Brillouin scattering signals is one of the main concerns of researchers in the field of Brillouin fiber sensing. By analyzing the time-consuming sources of traditional Brillouin optical time-domain optical fiber sensing systems, the research progress of fast measurement technology in Brillouin optical time-domain sensing based on frequency modulation, power spectrum measurement, image processing denoising and improvement of Brillouin spectrum fitting methods were reviewed.

Key words: fiber optic sensors; Brillouin scattering; carrier modulation; image processing; neural networks

0　引言

利用传感技术感知工业生产中各类设备和结构工况的重要物理参数，如温度、应变、压强、振动等，具有重要意义。

在各种传感器介质中，光纤凭借低损耗、抗腐蚀和抗电磁干扰等特性，在传感领域具有独特优势[1]。目前，光纤传感系统按传感单元数量可分为点式传感系统[2]和分布式传感系统[1]。相比点式传感系统，分布式传感系统不用额外设置传感器单元，可仅利用光纤本身作为传感器，并对其上的物理量进行连续感知，具有传感数据量大、探测位置灵活等优点。现有分布式光纤传感系统主要利用光纤中的三种散射效应来实现分布式物理量测量。其中，基于瑞利散射的分布式光纤传感系统[3]主要被应用于温度、振动测量和光纤衰减监测，基于拉曼散射的分布式光纤传感系统[4]凭借对温度测量的高敏感度也已

收稿日期：2022－07－30.
基金项目：国家自然科学基金项目(61875086,62175105)；中央高校基本科研业务费项目(56XBC22047).
* 通信作者：路元刚　E-mail：luyg@nuaa.edu.cn

得到应用。而基于布里渊散射的分布式光纤传感系统因其表现出对温度、应变、压强等多种物理量的高敏感性，在光纤传感研究领域受到较多关注[5]。

根据传感机理与探测方式的不同，可将分布式布里渊光纤传感技术分为相关域探测[6-7]、光频域探测[8-9]和光时域探测[10-11]方法。相干域探测方法具有空间分辨率高的优势，但其需要较耗时的相关峰扫描来获得待测物理量在传感光纤上的分布信息；基于光频域探测方法的信号调制和数据解调过程相对复杂，也不适合快速测量应用；而基于光时域的探测方法测量与解调方式简单、易于多参量测量的同时也可实现长距离快速传感。

对于物理量传感系统而言，其测量速度是一项重要指标，从前述分析可知布里渊光时域传感系统有测量速度快、多参量长距离传感等优势，在需要快速测量的工程应用中前景广阔。基于此，本文将介绍布里渊光时域光纤传感的基本原理与传感系统，并从数据采集和信号处理两个角度来分析提高测量速度的原理与途径，据此综述快速布里渊光时域光纤传感测量技术的最新进展。

1 原理

1.1 布里渊散射

布里渊散射是一种非弹性散射效应，其产生机制是光子与声子相互作用[12]。按进入光纤的入射光强度，布里渊散射可以分为自发布里渊散射和受激布里渊散射。

1.1.1 自发布里渊散射

介质中大量质点的热运动会产生弹性声波，引起介质密度改变并进一步导致折射率呈现周期性变化，此时介质可以视为运动光栅，当入射光强度较低且通过介质时，会引起散射，其中后向散射的斯托克斯(Stokes)光的频率会下降。

1.1.2 受激布里渊散射

当入射光光强较高时，入射光波通过电致伸缩效应在介质中产生较强声波，声波进而调制介质的折射率，使其产生周期性变化，形成一种类似光栅的结构，对入射泵浦光波进行散射，其中后向散射产生低频的 Stokes 光，其与泵浦光传播方向相反。

1.2 传感系统

入射光在光纤中传播时激发的声子与光子相互作用，产生与入射光频率相对下移的斯托克斯光。其功率谱按频率分布近似为洛伦兹线形，其中心频率与入射光中心频率的偏移量被称为布里渊频移(BFS)。当光纤周边环境的待测物理量发生变化时，光纤上每一处的布里渊散射谱也会随之变化，通过建立布里渊散射谱的功率或 BFS 等参数与待测物理量之间的映射关系，即可实现物理量的分布式测量。

目前利用后向布里渊散射光且基于时域信号的有两种主流传感技术，一种为利用受激布里渊散射的布里渊光时域分析技术(BOTDA)，另一种为利用自发布里渊散射的布里渊光时域反射技术(BOTDR)[1]。以某一常规 BOTDR 传感系统为例，其传感系统示意图如图 1 所示。激光器发射出连续激光，通过 10/90 的光纤耦合器分成不同的分支。在作为探测光的支路中，使用高消光比(大于 40 dB)的声光调制器(AOM)产生脉冲光，随后通过掺铒光纤放大器(EDFA1)放大，其中由 EDFA1 带来的自发辐射噪声通过光学带通滤波器(OBPF1)滤除。之后，探测脉冲通过偏振扰频器(PS)和环行器入射到被测光纤(FUT)中，由 FUT 反向传来的自发布里渊散射光被 EDFA2 放大，并由另一个光学带通滤波器(OBPF2)滤除带外噪声和反向传播的瑞利散射信号。在另一个用作本地参考光的分支中，微波源驱动电光调制器(EOM)，以产生参考光。最后，两个支路的光通过 30/70 的光纤耦合器产生光学拍频信号输入光电探测器(PD)。电频谱分析仪(ESA)用于获得不同频率的时域功率迹线。

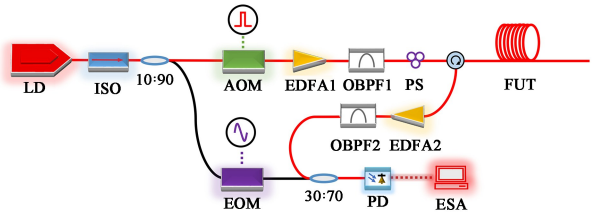


图 1 BOTDR 传感系统示意图。ISO：光隔离器；AOM：声光调制器；EOM：电光调制器；EDFA：掺铒光纤放大器；OBPF：光带通滤波器；PS：扰偏器；PD：光电探测器；ESA：电频谱分析仪[13]

在解调出待测物理量之前，需要进行物理量与布里渊散射谱特征参数(如布里渊频移、布里渊谱功率)之间关系的标定。首先改变待测物理量的数值，然后扫描不同频率差处散射光的功率，即可得到一组布里渊散射谱。接着需要对待测物理量改变位置处的布里渊散射谱进行特征参数提取并与待测物理量对应。一般需要改变待测物理量 5～7 次，重复上

述定标过程，即可得到布里渊谱特征参数-待测物理量的对应关系，在一定的范围内两者呈线性关系。当利用传感系统测量待测物理量时，通过获取光纤上每一处布里渊谱特征参数，再利用定标过程确定的标定参数，即可通过解线性方程组得到沿光纤各处的物理量信息。

1.3　测量时间决定因素

上述传感系统的测量耗时主要由以下两个过程构成。一是数据采集，即获取布里渊散射信号；二是信号处理，即对布里渊信号进行去噪并解调，从而获得待测温度、应变等物理量。

对于常规 BOTDR/BOTDA 传感系统而言，数据采集时间是在数个不同频率处的功率信号的采集时间。因为需要对同一位置但不同频率处采集的功率信号进行洛伦兹拟合，所以在数据采集过程中，频率点的数目需要尽可能多以保证拟合的准确性。而在多个频率点的功率测量，即通过扫描频谱的测量过程会使数据采集时间延长。若对入射脉冲进行调制，使得散射信号中包含不同频率处的信息，即可避免扫频的过程，进而降低测量时间。常用的方法有光学啁啾链调制[14]、频分复用[15]等。

上述两种对入射脉冲进行调制的方法，所得到的传感信号均需对其进行洛伦兹拟合，才能获得布里渊频移-待测物理量的对应关系，从而完成测量。为了避免洛伦兹拟合这一解调步骤带来的额外耗时，可以改变传感信号探测及其信息解调的方式。通过测量功率谱中的 1 个或 2 个频率点功率，可以建立布里渊谱功率-待测物理量之间的对应关系，无需扫频测量和洛伦兹曲线拟合，可提高传感速度。目前常用的功率谱测量方法有斜坡辅助[16]与布里渊拍频谱测量[17]。上述通过减少数据采集时间的快速测量方法，其典型性能参数如表 1 所示。为了便于对不同方法的测量时间对比，表中测量时间按照每千米传感光纤所需测量时间给出。

表 1　减少数据采集时间的快速测量方法及耗时

方法	每千米采集时间/s
传统 BOTDR[1]	20
光学啁啾链[14]	8×10^{-2}
线性调频[18]	1.6×10^{-3}
频分复用[15]	3.8×10^{-3}
斜坡辅助[16]	1.2×10^{-2}
拍频谱[17]	6.7

除了从实验系统改进的角度来实现快速测量外，还可以通过数据后处理的手段来达到同样的目的。对于常规布里渊光时域光纤传感系统而言，测量信号通常需要平均较多次数才能获得足够好的信噪比，进而获得符合实验要求的测量不确定度。但因测量时间与平均次数成正比，所以耗时也会急剧增加。如果通过降低平均次数来减少耗时，测量不确定度也会同步增加。为了避免这种情况发生，可应用图像去噪的手段，将所测量的二维布里渊谱的投影视为灰度图像，利用数字图像处理领域丰富的图像去噪方法来降低布里渊信号的噪声。通过降低平均次数与图像去噪，可有效减少数据采集时间，实现快速测量。上述图像处理去噪方法及典型性能参数如表 2 所示，表中的去噪时间按照每个采样点处的布里渊谱所需的去噪处理时间给出。

表 2　图像处理去噪方法及耗时

方法	每个采样点去噪时间/s
非局部均值[19]	3×10^{-4}
小波[19]	1×10^{-5}
频率域[20]	1.4×10^{-5}
三维块匹配[21]	1.8×10^{-3}
神经网络[22]	9×10^{-7}
各向异性扩散[23]	1×10^{-4}
布里渊谱重组[24]	1.9×10^{-4}
布里渊谱分段[13]	1.9×10^{-4}

此外，在布里渊光时域光纤传感系统中，因光纤每个传感单元对应的布里渊谱为洛伦兹形状，通常使用洛伦兹函数来拟合布里渊谱上的数据点，得到布里渊谱的峰值频率、功率和线宽等信息，以此解调出待测物理量。而洛伦兹线型拟合作为一种基于最小二乘法的曲线拟合方法，其计算复杂度相对较高而导致信号处理耗时较长。可以通过其他的数据后处理方法来替代洛伦兹拟合，以提高信号处理中物理量解调的效率。现已提出的方法通常有基于互相关[25]、支持向量机[26]、机器学习神经网络[27]等数据处理方法来改进布里渊谱拟合方法。上述改进的布里渊谱拟合方法及典型性能参数如表 3 所示，表中拟合时间按照每个采样点处的布里渊谱所需的拟合处理时间给出。

对于不同的测量系统，上述各种快速测量方法适用于不同的测量场景。因在常规传感系统中，数据采集时间与信号处理时间独立计算，所以上述不同类别的快速测量技术一般不能相互替代。考虑具体测量场景，可以将其互相结合从而达到最佳的快速测量效果。接下来根据不同的快速测量原理，本文将综述近年来报道的各类重要快速测量方法。

表 3 改进的布里渊谱拟合方法及耗时

方法	每个采样点拟合时间/s
传统洛伦兹拟合[26]	2×10^{-2}
互相关[25]	2.5×10^{-4}
支持向量机[26]	1.6×10^{-4}
神经网络[27]	1.8×10^{-6}

2 基于探测光频率调制的快速测量方法

2.1 基于光学啁啾链参考波的快速测量方法

常规布里渊光时域光纤传感系统需要对入射光进行扫频，并以此得到二维布里渊谱。如前所述，扫频过程带来的重复测量会大幅增加测量时间。针对上述问题，2020 年，Ba 等[14]提出了一种基于光学啁啾链(OCC)参考波的快速 BOTDR 传感系统。

图 2 展示了利用 OCC 参考波进行快速测量的工作原理。光调制器产生一定范围的光学啁啾脉冲段，随后两个相邻产生的光学啁啾脉冲段首尾级联，作为参考光与另一路的自发布里渊散射信号的斯托克斯光进行外差探测。在常规的探测模式中，通常需要扫频以得到完整的布里渊谱，但在该系统中待探测频率维持不变。其关键在于将散射谱从频域测量转换为时域测量。在每个短啁啾段的持续时间内，参考波的频率覆盖了布里渊谱的频率范围，随后在频域中测量外差布里渊信号，布里渊谱的强度也随频率分布转换为随探测时间分布。由此传感系统完成完整的布里渊谱测量，避免了扫频测量。在实验中，光学啁啾链的频率范围为 495 MHz，啁啾脉冲持续时间为 20 ns，系统空间分辨率为 2 m。在改变应变大小从 0～2 500 με 的过程中建立了应变与 BFS 变化量的关系，其中应变系数为 0.048 3MHz/με。该系统的测量时间仅由脉冲重复频率和平均次数决定。

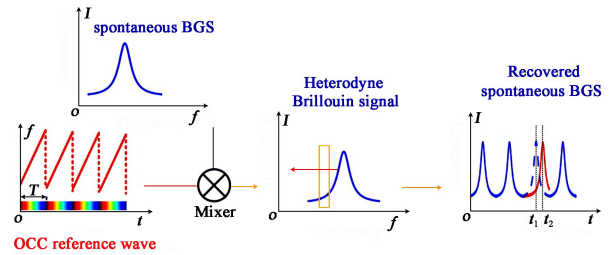


图 2 利用 OCC 参考波进行布里渊谱解调的原理图[14]

2.2 基于线性频率调制的快速测量方法

基于光学啁啾链参考波的快速 BOTDR 的核心在于将参考光路替换为光学啁啾链，其中光学啁啾链参考波起到了替代扫频的作用。事实上，如果对探测光路脉冲进行类似调制也可达到免扫频快速测量的效果。

2021 年，Xu 等[18]提出了一种基于线性频率调制(LFM)脉冲和数字匹配滤波器的快速 BOTDR 系统。该方法将布里渊谱的强度由随频率分布转换为随探测时间分布。其中探测光路的光调制器产生一定范围的光学啁啾脉冲段，两个相邻产生的光学啁啾脉冲段首尾级联，它作为探测脉冲光与另一路的自参考光进行外差探测。图 3 为对应变信号的测量结果。其中应变大小为 10 000 με，光学啁啾链的频率范围为 1 GHz。在 2 km 传感光纤实验中，完成整条光纤的布里渊谱采集频率最高为 320 Hz，应变测量不确定度为 ±8 με。

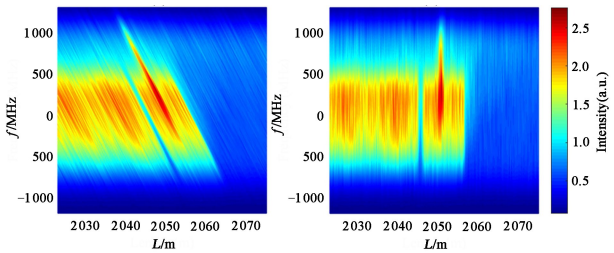


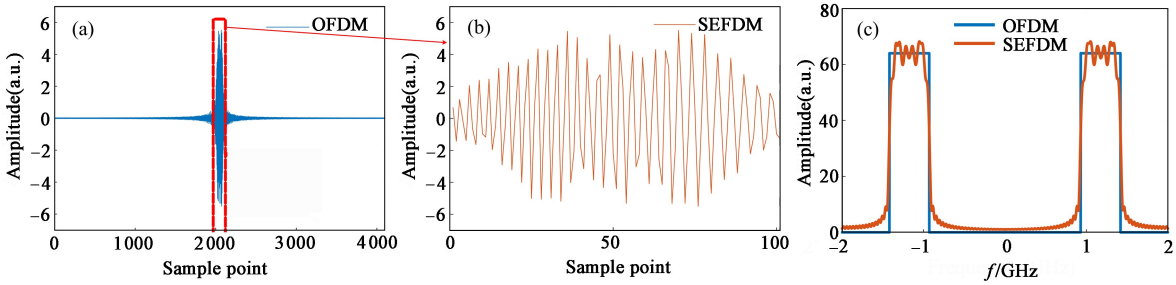
图 3 实验测量结果。(a)强度随频率与光纤长度变化的结果；(b)调整后的分布结果[18]

2.3 基于频谱高效频分复用的快速测量方法

在 2.1 和 2.2 节中提及的两种快速测量方法本质是将探测光进行线性调频，使得布里渊谱的解调方式由传统的频域解调转换为时域解调。类似地，多载波调制技术同样可以应用于布里渊光时域光纤传感系统中，以提高测量速度。传统的 BOTDA 与上述两种线性调频方法是窄带探测方法，单次测量包含的信息量较少。而频分复用技术可将多个不同频率的子载波经光调制叠加到探测光中。当调制信号与脉冲光相向传播而发生受激布里渊散射后，其调制信号上不同频率处的分量会因与脉冲光的频率差不同而产生不同的频谱响应。随后对采集到的宽带传感信号进行信道函数估计解调，即可得到布里渊谱。该技术的核心在于多载波调制技术，通常采用传统正交频分复用(OFDM)信号。

2022 年，Yan 等[15]提出了一种基于频谱高效频分复用(SEFDM)的快速 BOTDA 技术。图 4 展示了 OFDM 信号和 SEFDM 信号。SEFDM 信号的符号周期较少，因此在同样免扫频的基础上能获得

更佳的空间分辨率。同时，SEFDM 信号的子载波间隔与 OFDM 信号的子载波间隔保持一致，可在使用较小子载波间隔的情况下保证较高的传感精度。在 10 km 的传感光纤实验中，使用基于 SEFDM 的 BOTDA 获得了 3.1 m 的空间分辨率与 1.294 MHz 的测量不确定度。通过使用符号周期非常短的 SEFDM 信号作为探测波，省去耗时的频率扫描过程，可实现振动频率为 26 Hz 的动态测量。



（a） 4 096 个点的 OFDM 时域信号　（b） 去掉旁瓣后的 101 个点的 SEFDM 信号　（c） 两个信号的频谱[15]

图 4　OFDM 信号和 SEFDM 信号

3　基于功率测量的快速测量方法

本文第 2 部分所述的三种快速测量方法通过探测光频率调制避免了传统布里渊光时域光纤传感系统中的扫频步骤，并因此实现了快速测量的目的。但是在获得布里渊谱后，仍需拟合手段来获取布里渊谱信息，这一拟合步骤的耗时仍无法规避。所幸一些基于功率谱的快速测量方法可以在避免扫频的同时，也免去布里渊谱拟合的过程。

3.1　基于斜坡辅助的快速测量方法

本文第 2 部分所述快速测量方法和传统装置所得到的布里渊谱的呈现形式均为二维数组。这意味着待测物理量的解调仍需使用洛伦兹线型拟合等耗时的曲线拟合方法。

为了避免待测物理量解调过程中的曲线拟合，2009 年 Bernini 等[28]利用传感信号的功率大小与待测物理量之间的对应关系，提出了基于斜坡辅助的快速测量方法，其核心思想如图 5 所示。布里渊谱的两侧在一定的频率范围内有较高的线性度，在确定线性区域频率的起点与终点后，随之可以确定功率的起点与终点。此时将测量频率固定，当待测物理量的值发生变化时，光电探测器所测得的功率值也会随即发生变化。因布里渊谱两侧存在线性区域，所以所测得的功率信息变化对应于待测物理量变化，通过标定功率变化与待测物理量变化之间的线性关系，即可通过功率信息来直接获得待测物理量信息。该方法仅需测量少量频率点的功率信息，同时通过不用耗时的布里渊谱拟合手段来获取待测物理量信息。

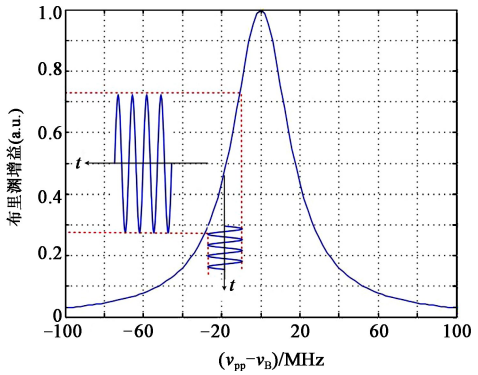


图 5　斜坡辅助方法原理图[28]

基于斜坡辅助快速测量方法的耗时短，且无需增加传统测量装置的硬件复杂度。但因待测物理量由信号功率大小直接对应，其测量精度受限，并且由于布里渊谱的线性区域窄，故其测量范围也不及传统实验装置。

后继的工作进一步提升了这种方法的测量范围与测量精度[16,29-32]。本课题组于 2022 年提出了一种基于线性区域合并的新型快速双斜坡辅助 BOTDR(DSA-BOTDR)[33]。通过调整采集系统的带通滤波器带宽，布里渊谱左右两个斜坡的线性区域位置也可随之变化，在将两个线性区域合并后，系统的测量范围被大幅拓展。在概念验证实验中，DSA-BOTDR 的频率测量范围为 190 MHz，约为传统斜坡辅助 BOTDR 的 3.8 倍，并以 3 m 的空间分辨率测量 800 m 的聚酰亚胺涂层光纤的测量耗时仅为 0.4 s。对应实际测量结果，DSA-BOTDR 的温度测量范围为 100.3 ℃，其测量不确定度为 1 ℃。

3.2 基于拍频谱的快速测量方法

在 3.1 节中提及的基于斜坡辅助的快速测量方法利用单一测量频率处的传感信号功率大小来解调待测物理量，并以此免去扫频与拟合过程带来的耗时。

除此之外，本课题组在 2013 年提出一种在复杂折射率分布光纤中基于布里渊拍频谱(BBS)的快速分布式应变和温度测量方法[34]，与利用布里渊谱的基于斜坡辅助的快速测量方法不同，该方法利用 BBS 的传感信号功率大小来解调待测物理量。BBS 对应于不同声学模式的光学相互作用，图 6 展示了在大有效面积光纤(LEAF)中的 BBS，对于 LEAF 而言，BBS 的第一个峰值由第一和第二声模贡献(Peak1)，而 BBS 的第二个峰值由第一和第三声模贡献(Peak2)。当 LEAF 所受的应变和温度发生变化时，BBS 峰值功率也会随之变化，在完成 2 个 BBS 峰值频率处功率与应变/温度的系数标定后，即可由峰值功率确定应变和温度，而无需扫描布里渊谱和洛伦兹线型拟合。在验证实验中，以 3 m 的空间分辨率测量 4.5 km LEAF 末端的应变和温度的耗时仅为 140 s。

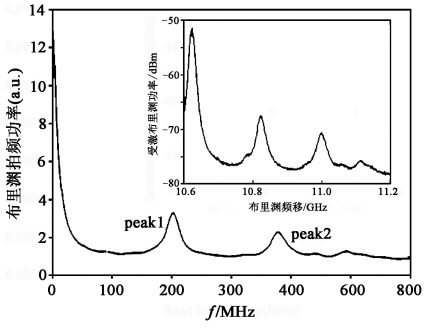


图 6 LEAF 中的 BBS[34]

3.2.1 基于拍频谱的快速测量精度提高

对于拍频谱而言，多峰布里渊谱的各峰间强度越接近，拍频谱的峰值功率越大，同时传感信号的信噪比就越高，测量精度也越高。布里渊谱各峰的强度可以由 GeO_2 来调控，其作为掺杂材料常用来调节光纤中的折射率分布(RIP)和声速分布(AVP)，从而使光纤中布里渊增益谱(BGS)的特性，如布里渊增益、声模数和峰值强度差产生变化。

2021 年，本课题组采用有限元分析(FEA)方法研究了折射率分布及其对应的 AVP 对阶跃折射率、渐变折射率和复折射率光纤 BGS 的影响[35]。通过判别光纤中的声波模式，并获得折射率分布函数，从而对于每种类型的光纤，都提供了光纤传感的推荐参数范围。依此设计实现了具有峰值强度接近的多峰 BGS 的光纤，并将其用于布里渊拍频谱检测系统，以提高传感精度。

3.2.2 基于 BBS 与斜坡辅助的快速多参量测量

除了通过调控光纤参数来增强 BBS 强度从而提高测量精度外，因基于 BBS 的快速测量方法与斜坡辅助的频率测量位置不同，两者还可共同使用来实现快速多参量测量。

在 2021 年，本课题组提出了一种基于复杂折射率分布光纤中布里渊谱和 BBS 的快速测量方法，并将其用于实现分布式温度和应变的快速测量[36]。图 7 展示了 LEAF 中的布里渊谱(下变频 9.5 GHz)和 BBS。图 8(a)和(b)分别展示了当应变/温度变化时，斜坡功率和 BBS 功率的变化趋势。由图 8(a)可以发现当应变变大、温度升高时，测量点处斜坡功率降低；同时，由图 8(b)可以发现当应变变小、温度升高时，测量点处 BBS 峰值功率变大。此外在实验中发现布里渊谱斜坡和 BBS 峰值功率对不同的温度/应变有不同的灵敏度，因此该现象可以用于温度和应变的同时传感。该方法通过测量 BGS 斜坡的功率迹线和沿传感光纤的一个 BBS 峰的功率迹线，即可测量传感光纤上的温度和应变，且无需扫描布里渊光谱。验证实验结果显示，该方法的温度和应变测量不确定度比基于 BBS 的测量方法低一个数量级，以 3 m 的空间分辨率测量长度为 2 km 的 LEAF 的温度和应变信息的用时仅为 18 s。

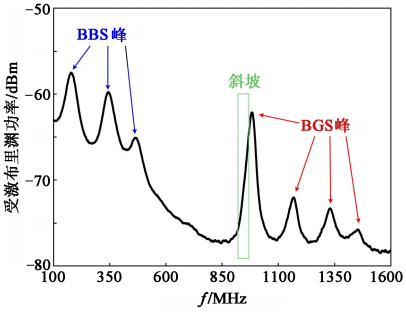
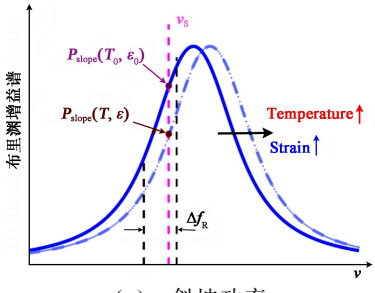
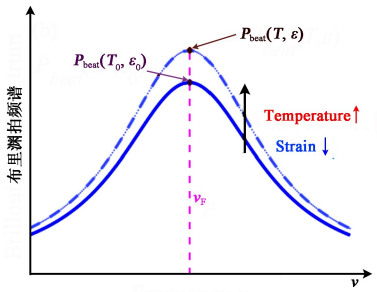


图 7 在 LEAF 中的布里渊谱(下变频 9.5 GHz)和 BBS[36]



(a) 斜坡功率



（b）　BBS 功率

图 8　应变/温度变化时斜坡功率和 BBS 功率的变化趋势[36]

3.2.3　基于双边带调制的快速多参量测量

在 3.2.2 节中提及的利用 BBS 和斜坡功率的测量方法仅需测量两个频率点的功率即可完成应变/温度的快速测量。但这种方法需要使用包含多个声模式的光纤，并利用布里渊谱多峰之间产生的拍频谱来实现测量，这对探测光纤的种类提出了一定要求。

针对这种限制，本课题组于 2022 年提出了一种基于双边带（DSB）调制的 BOTDR 分布式应变和温度快速测量方法[17]。图 9 展示了基于双边带调制快速测量的原理图。该方法利用电光调制器通过载波抑制 DSB 调制将单波长探测光调制成具有固定相位差的双波长探测光，这样具有双波长探测光的布里渊散射信号之间通过相互作用形成 BBS。随后，进行类似处理，可以仅通过测量双波长探测光对应的两个布里渊谱的峰值功率迹线和斜率功率迹线之一来获得分布的温度和应变。该方法不需要扫描布里渊光谱，也不需要使用具有多个布里渊散射峰的光纤作为传感光纤，因此具有测量速度快和不限制传感光纤类型的特点。在概念验证实验中，该方法以 3 m 的空间分辨率测量 4.5 km 长的 G.657 光纤的耗时为 30 s，其温度测量不确定度为 1.3 ℃，应变测量不确定度为 36.3 με。

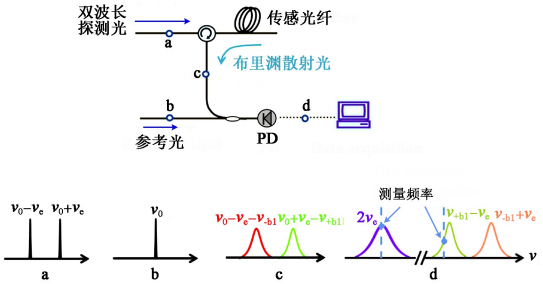


图 9　基于双边带调制的快速测量原理图[17]

4　图像处理去噪方法

在前两章中，本文简要介绍了布里渊光时域光纤传感中基于探测光频率调制和功率测量的快速测量方法。这两类方法的主要目的在于避免扫频过程带来的时间消耗或利用非频率信息来解调待测物理量。然而在数据获取过程中，除了对不同频率点进行功率测量会耗费时间外，为了获得足够好的信噪比，同样需要耗费较多的时间对采集数据进行重复采集并进行平均处理。而这部分的耗时随着重复采集次数增加而变多。如果降低平均次数来减少耗时，测量不确定度也会同步增加，不利于待测物理量的正确解调。除此之外，在第 2 和 3 章中提及的方法均需对传统传感系统做出改变，这同样会增加硬件复杂度。

在常规传感装置中，所采集布里渊谱信号数据的形式为二维矩阵，其两个坐标分别为频率和位置，当为了减少采集数据时间而降低平均次数时，二维矩阵中的噪声也随之增加。针对二维图像中的噪声，目前已有很多数字图像处理快速去噪方法可以很好地去噪，将其用于处理含噪声布里渊谱信号，就可以在不改变传感系统复杂度的前提下，提高布里渊谱的信号处理速度。基于这种快速测量思想，本章将综述目前基于图像处理方法来对因平均次数低而导致的含高噪声的二维布里渊谱进行处理的主流方法。

4.1　非局部均值去噪

采集得到的二维布里渊谱信号数据存在较多的冗余数据，而在众多方法之中，非局部均值（NLM）去噪是目前广泛使用的空域滤波方法，其利用了图像中存在的像素冗余性，来抑制其中噪声。

基于此，2016 年 Soto 等[37]利用布里渊光时域光纤传感系统测量结果中多维信息的高水平相似性和冗余度，使用图像处理方法大幅提高低平均数据测量结果的信噪比（SNR）和测量精度。图 10 展示了经过 NLM 去噪前后的布里渊信号，其中蓝线为带噪声迹线数据，幅值较高的红线为去噪后的数据。在使用 NLM 去噪后，末端 SNR 由 1.2 dB 提升至 15.2 dB，BFS 测量不确定度从 4.8 MHz 降低至 0.2 MHz。在使用主频为 3.5 GHz 的中央处理器（CPU）和 8 GB 内存的计算机处理 18 000×21 大小的布里渊谱点阵时，NLM 去噪的耗时约为 1 s，在处理 100 000×200 大小的点阵时，NLM 去噪的耗时

约为 30 s。NLM 去噪技术仅需对重复测量 4 次的布里渊谱进行去噪即可获得与重复数千次测量的布里渊谱类似的测量精度。

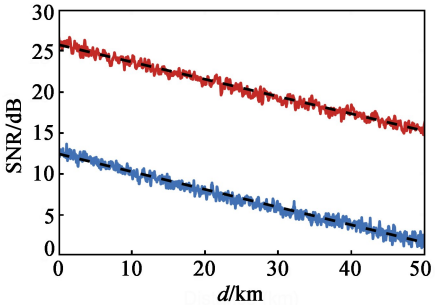


图 10 经过 NLM 去噪前后的布里渊信号的 SNR[37]

4.1.1 NLM 去噪参数选择

虽然 NLM 去噪可以达成既定的快速测量任务，但去噪算法中平滑系数的大小决定去噪后的结果，不当的设置会导致去噪信号畸变，从而使待解调物理量失真。

针对这个问题，Qian 等[38] 于 2017 年提出了 BOTDA 测量数据的噪声估计方法，并以此作为 NLM 去噪的输入参数。该算法选择布里渊信号中的弱纹理区块，并采用主成分分析[39]（W-PCA）方法来估计整体信号的噪声水平。以使用 27.45 km 传感光纤的 BOTDA 系统为例，使用 W-PCA 得到的噪声水平估计值相比使用标准差（STD）和基于滤波估计的结果更接近真实值。使用主频为 3.5 GHz 的 CPU 和 32 GB 内存的计算机处理 30 000×70 大小的点阵的耗时约为 4.732 s。对采用 NLM 作为去噪算法对使用长度为 157.68 km 的传感光纤的 BOTDA 系统进行进一步性能测试，当以 W-PCA 和 STD 作为噪声水平输入参数估计方法时，脉宽为 80 ns，测试数据平均次数为 16 的布里渊谱的 BFS 测量不确定度由 1.1 MHz 降低至 0.65 MHz，且 W-PCA 避免了 BFS 提取信号的畸变，将空间分辨率保持在 8 m。

在有了合适的噪声评估工具后，需要同时评估何种去噪参数设置可最大限度降低噪声且不损害空间分辨率。2018 年，Soto 等[40] 分析了应用于 BOTDA 传感系统的 NLM 去噪中搜索窗口和平滑系数对布里渊信号的 SNR 和 BFS 误差造成的影响。结果显示当搜索窗口的大小为 13×13、平滑系数为噪声方差的 10 倍时，SNR 提升最大且空间分辨率受到的影响最小。使用长度为 100 km 的 BOTDA 传感系统进行实验验证，当频率采样间隔为 1 MHz、平均次数为 2 000 时，取得了 2 m 的空间分辨率和 0.77 MHz 的 BFS 不确定度。同年，Zha 等[41] 评估了信号平均次数对 NLM 去噪的影响，其结论指出随着平均次数的增加，原始数据和去噪后数据的 SNR 也随之增加，BFS 不确定度随之减少。在 BOTDA 传感系统中，使用 NLM 去噪在 10 km 的传感光纤上取得了 0.85 MHz 的 BFS 不确定度。在使用 Intel i7-6700 和 32 GB 内存的计算机处理 153×62 500 大小的点阵时，去噪时间为 45.3 s。

4.2 变换域去噪方法

4.2.1 小波去噪

与 NLM 去噪类似，小波（WD）去噪[42] 同样也是一种广为使用的去噪方法。其核心在于将待去噪信号进行小波变换产生小波系数，通常来说噪声信号的小波系数偏小，通过设置阈值即可将噪声与信号区分以达到去噪目的。

2016 年，Soto 等[37] 使用小波去噪提高测量结果的 SNR 和测量精度。图 11 展示了经过小波去噪前后的布里渊谱拟合结果，其中蓝线为去噪前的 BFS 分布，红线为去噪后的结果，黑色点线为参考结果。在使用 WD 去噪时，末端 SNR 由 1.2 dB 提升至 15.6 dB，BFS 测量不确定度从 4.8 MHz 降低至 0.19 MHz。在使用主频 3.5 GHz 的 CPU 和 8 GB 内存的计算机处理 100 000×200 大小的点阵时，WD 所需的去噪时间小于 1 s。

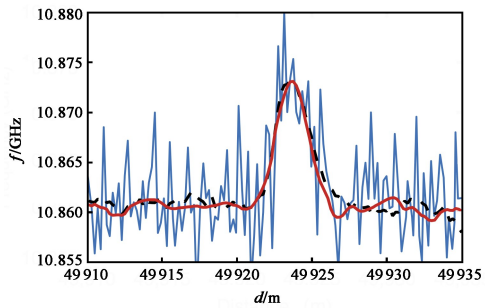


图 11 经过小波去噪前后的布里渊谱拟合结果[37]

4.2.2 频率域去噪

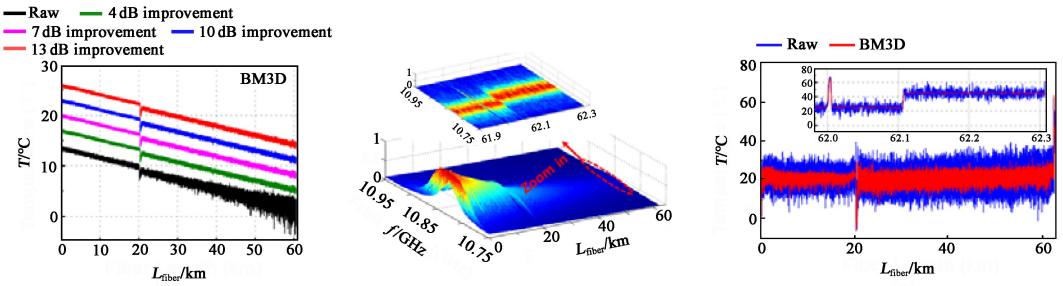
同属于变换域图像去噪，本课题组于 2022 年提出了一种基于频率域去噪的方法[20]。在所提出的方法中，数据图像被划分为数个子图像，然后通过保留与洛伦兹形频谱和 BFS 跳变相对应的有用频率信息来滤除子图像的噪声。在概念验证实验中，5.2 km 长的 G.657 传感光纤测量数据的去噪结果与使用高斯滤波方法获得的结果相比，温度测量不确定性提升了 27%。此外，在相同的温度测量不确

定度下，该方法的处理速度比 NLM 去噪快 22 倍。

4.3　三维块匹配去噪

除了空域的 NLM 与小波域的小波去噪外，采用结合了两者优点的三维块匹配（BM3D）去噪，同样可获得有效的去噪效果。BM3D 去噪首先需寻找相似区块，之后将其堆叠为三维矩阵，随即将其作域变换并施加阈值滤波，最后在变换为空域后，对变换结果进行加权去噪处理。

基于这种去噪思想，Wu 等[21]于 2018 年分析了 BOTDA 传感系统中 NLM 去噪和 WD 滤波对测量精度和空间分辨率的影响，并利用 BM3D 滤波对 BOTDA 传感系统的结果进行去噪。图 12 展示了经过 BM3D 去噪前后的三维噪声布里渊谱。图 12(a)显示了数据信噪比提升效果，图 12(b)显示了二维布里渊谱，图 12(c)为温度测量情况。



（a）　数据信噪比　　（b）　二维布里渊谱　　（c）　测温情况

图 12　经过 BM3D 去噪前后的噪声布里渊谱[21]

在使用传感光纤长度为 62.3 km、脉冲宽度为 20 ns 和平均 16 次的 BOTDA 系统分析时，可发现随着采样间隔增大，使用 NLM 和 WD 得到的温度准确性逐渐下降，这是因为去噪所需要的高冗余信息随采样间隔下降而逐渐减小。在相同条件下，使用 WD 得到的去噪数据的温度测量准确性恶化程度比使用 NLM 的要低，这是因为 NLM 依赖于周边信息的相似性来进行滤波。此外，随着采样间隔增大，使用 NLM 和 WD 得到的空间分辨率逐渐恶化，在相同条件下，使用 WD 得到的去噪数据的空间分辨率恶化比使用 NLM 的情况要严重，这意味着 WD 的平滑效果造成了数据失真。BM3D 结合了 NLM 和 WD 的滤波优势，在采样间隔较大的情况下，BM3D 依然能保持较高的温度测量精度，但是测量时间长于其余两者。在使用 Intel i7-5960X 作为 CPU 和 32 GB 内存的计算机处理大小为 200×311 500 的点阵时，使用 NLM，WD 和 BM3D 进行去噪处理的耗时分别为 3.7 min，4.8 s 和 9.1 min。

该方法同样可以处理随时间变化的布里渊谱，Wang 等[43]同年提出了 VBM3D 滤波方法用以恢复长距离静态或缓变温度环境下的布里渊光时域传感。VBM3D 方法利用时间与空间信息的关联性进行去噪，即使环境温度发生缓慢变化也能抑制温度波动并使其接近真实值。对于使用 100.8 km 传感光纤的 BOTDA 系统，在静态温度环境下，其空间分辨率为 2 m，且末端的温度测量不确定度为 0.43 ℃，在缓变温度环境下，温度的均方根误差（RMSE）为 3.35 ℃。当使用 Intel i7-6700 作为 CPU 和 32 GB 内存的计算机处理 1 501×200×20 大小的连续测量温度数据时，去噪时间为 111 s。

4.4　神经网络去噪

传统的去噪方法已被广泛应用于二维布里渊谱的去噪中，神经网络作为一种优秀的非线性拟合方法，其同样可以胜任去噪工作。神经网络的本质在于建立样本（输入）和标签（输出）之间的非线性关系，在模型生成完毕后，通过输入数据来预测其输出。人工神经网络是由多层互连神经元组成的计算模型，由一个输入层、数个隐藏层和一个输出层组成，它们之间以不同的权重相互连接。在训练阶段，通过使用反向传播（BP）学习算法[44]来确定不同层之间的权重矩阵。在反复训练过程中，当恢复误差降低至可接受范围后即可结束训练。此时，输入样本即可得到所需的特征。图 13 展示了该去噪过程。

2018 年，Wu 等[43]将基于卷积神经网络（CNN）的图像去噪算法引入 BOTDA 传感系统的后处理中[22]。该方法在低采样率下同样保持了较高的空间分辨率，而 BM3D 会产生一定的恶化。在采用传统 BOTDA 传感系统的验证实验中，当传感光纤长度为 10 km、泵浦脉冲脉宽为 15 ns、扫频间隔为 2 MHz 和平均次数为 64 时，光纤末端 BFS 不确定

度由 1.7 MHz 降低至 0.2 MHz。当采样率分别为 500，250 和 125 MSa/s 时，其 SNR 分别提升了 13.43，13.57 和 13.43 dB。在使用 AMD Ryzen 71700 作为 CPU 和 Nvidia GeForce GTX 1070 Ti (8 GB)作为图形处理器(GPU)的计算机处理大小为 151×50 000 的布里渊谱时，其训练时间约为 45 h，而处理时间约为 0.045 s。

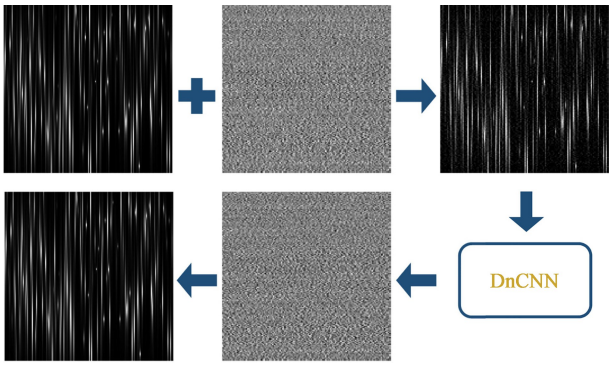


图 13 基于卷积神经网络去噪的输入与输出[22]

4.5 其他图像去噪方法

除了 4.1 至 4.4 节中所述空域、变换域、两者结合与神经网络方法外，近年来还有许多去噪方法被提出用于二布里渊谱去噪。2017 年，Floch 等[45]利用二维高斯滤波来提高 BOTDR 系统的测量精度。对于使用 50 km 传感光纤的 BOTDR 系统，该方法在维持 5 m 空间分辨率的同时使 SNR 提高了 10 dB。2019 年，Meng 等[46]提出了一种约束最小二乘(CLS)滤波和通过低秩区块 PCA 进行噪声水平估计的自适应图像恢复方法。通过 PCA 对原始低平均测量数据进行噪声估计，随后利用约束因子来调整 CLS 滤波的输入参数以达到最优恢复效果。在使用 10 km 传感光纤的 BOTDA 系统中，SNR 提升至 12.2 dB，温度测量不确定度降低至 0.81 ℃。同年，Yang 等[47]为了提高 BOTDR 传感系统的精度，提出了一种将时间序列分析与卡尔曼(Kalman)滤波相结合的混合数据降噪算法。其基本思想为利用时间序列分析理论为复合应变和温度变化规律建立非平稳模型，该模型可以视为 Kalman 滤波的状态转移方程，然后通过 BOTDR 系统测量温度和应变以此得到观测方程，最后利用 Kalman 预测的递归滤波处理应变和温度采样数据。2020 年，Luo 等[23]将各向异性扩散(AD)应用于 BOTDA 传感系统中。在 99 km 的传感光纤和不同的采样点数下，AD 相比 WD、NLM 和 BM3D 去噪取得了更好的测量温度准确性和空间分辨率，但其 RMSE 比其他三者更差。这是因为 AD 的边缘保护特性，使其同时保留了过渡段和高强度噪声带来的边缘。在使用 Intel i7-8700 作为 CPU 和 24 GB 内存的计算机处理 2 500×200 大小的点阵时，AD 的测量时间分别为 NLM 的 33%和 BM3D 的 6‰。

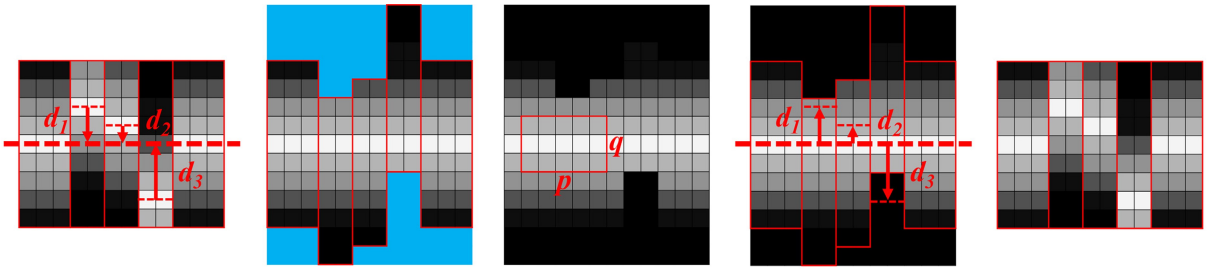
4.6 通用图像去噪策略

在上述去噪方法中，大多数有效的方法均被独立提出，但事实上针对二维布里渊谱的独特特性，诸如待测物理量跳变区域，二维数据组成形式等还未被专门利用。本节将针对上述问题，综述此类研究的进展。

4.6.1 布里渊谱重组滤波

二维布里渊谱中有包含物理量跳变导致的过渡区域，同样也包含物理量波动较小的非过渡区域，上述大多数去噪方法忽视了这个特征。

针对二维布里渊谱的构成特征，本课题组于 2020 年提出一种新的基于图像处理的光谱重组方法来处理布里渊光时域光纤传感系统中的噪声布里渊谱[24]。图 14 是布里渊谱重组(BSR)滤波的原理图。该方法首先根据 BFS 的差异将布里渊光谱沿光纤分成几段，然后移动若干子图以重新组装一个 BFS 都相等的新图像，并通过常规滤波器对图像进行滤波，其后将之前移动的子图反方向移回原始位置，从而得到整条光纤上滤波后的布里渊谱。由于重组后布里渊谱的 BFS 变化较小，所以滤波窗口的



(a) 计算平移距离 (b) 移动子图 (c) 图像滤波 (d) 反向移动子图 (e) 裁剪图像

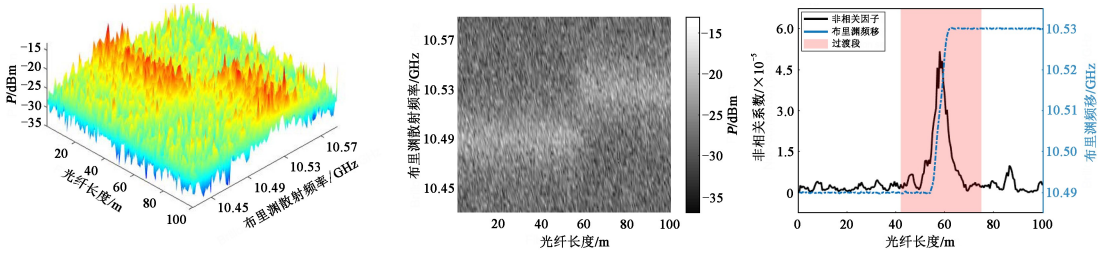
图 14 布里渊谱重组原理图[24]

大小也可减小，因此有效地减少了总的处理时间。此外，由于该方法具有边缘保留的图像滤波策略，故可以提高 BFS 的测量精度和空间分辨率。在 5.2 km 长的 G.657 光纤中利用 BOTDR 传感器进行验证实验，结果显示所提出方法与频谱非重组滤波方法相比，BFS 测量精度提高了 13%，空间分辨率提高了 46%，处理时间减少了 35%。

4.6.2　布里渊分段去噪

除了通过将跳变段对齐后再进行滤波外，也可以针对不同的区域采取不同的去噪策略，基于这种思想，本课题组于 2021 年提出了一种新的基于互相关的布里渊谱分区(BSP)方法来对噪声布里渊谱图像进行去噪[13]。在 BSP 滤波器中，首先计算相邻布里渊散射光谱的非相关因子，然后将沿光纤的布里渊光谱分为 BFS 变化较大的过渡子图像和 BFS 变化较缓的非过渡子图像，如图 15 所示。最后对过渡和非过渡子图像分别用线性和非线性滤波器进行去噪。

在具有 5 个温度事件且长度为 800 m 的 G657 传感光纤中进行了概念验证实验，结果显示与使用 NLM 滤波获得的结果相比，非过渡段的 BFS 测量精度提高了 22%，过渡段的空间分辨率(SR)提高了 84%；与使用高斯滤波器获得的结果相比，非过渡段的 BFS 测量精度提高了 54%，过渡段的 SR 提高了 71%。此外，与 NLM 去噪相比，通过使用所提出的 BSP 滤波来处理长度为 800 m 的光纤的带噪声布里渊谱可降低 37%的处理时间。



(a) 布里渊散射谱　(b) 散射谱灰度图像　(c) 过渡段识别结果

图 15　布里渊谱分区的示意图[13]

4.6.3　图像去噪技术的实质影响

上述内容已经阐述了图像去噪技术对布里渊谱的提取精度和去噪速度的影响，但其共同特性还未被系统分析。为此 Zaslawski 等[48]于 2020 年分析了图像去噪技术对 BOTDA 传感系统的优势和局限性。其中指出了曲线拟合对 BFS 精度的影响，然后从 SNR，BFS 不确定度和空间分辨率三个性能指标方面，比较了 NLM，WD 和高斯滤波的去噪表现，进而说明三者去噪效果类似，其中 NLM 和 WD 作为低通滤波器相比高斯滤波还会损害空间分辨率。随后利用高斯滤波的可分离性来观察 SNR 的改善和不确定度的降低情况，说明降噪仅沿光纤方向上的一个维度上有效，在频谱维度上去噪对 SNR 的改善没有意义，因为其作用与布里渊谱拟合的过程无关。其结论指出，任何图像处理手段或深度学习方法都不会对布里渊谱拟合带来实质性的精度提高。这事实上是针对提高原始数据 SNR 的算法作出的结论。而对于低平均数据，不同去噪方法与拟合方法相结合，可在一定程度上在低平均次数下保持高测量准确性。

5　布里渊谱拟合改进方法

在布里渊光时域光纤传感系统中，因光纤每个传感单元对应的布里渊谱为洛伦兹形状，通常使用洛伦兹函数来拟合布里渊谱上的数据点，得到布里渊谱的峰值频率、功率和线宽等信息，以此解调出待测物理量。而洛伦兹线型拟合作为一种基于最小二乘法的曲线拟合方法，其计算复杂度相对较高，导致信号处理耗时较长。可以通过其他数据后处理方法来替代洛伦兹拟合，以提高信号处理中物理量解调的速度，从而达到快速测量的目的。基于布里渊谱拟合改进方法快速测量思想，本节将综述目前利用布里渊谱信号后处理方法来提高待测物理量解调速度的重要方法。

5.1　基于互相关的拟合方法

互相关作为一种常用的数学工具可以用来评估两组数据间的相似性，两组不同的布里渊谱之间的关系同样可以使用互相关方法来获得。2011 年，Farahani 等[49]提出了一种基于互相关技术来估计含噪声洛伦兹曲线的中心频率。图 16 展示了含噪声布里渊谱与参考布里渊谱的互相关结果，可以发

现待拟合的含噪布里渊谱经过互相关后，其噪声被大幅抑制，且因参考布里渊谱信息已知，所以可从互相关结果来反推待测的 BFS 结果。目前主流的 BFS 估计方法为曲线拟合法，传统方法通过对全部拟合数据施以相同的权重来拟合噪声信息，这会导致其对拟合初值、噪声和起始频率位置非常敏感。而基于互相关的估计方法因为无需设置拟合初值，所以鲁棒性更强，更适合于 BFS 的提取。

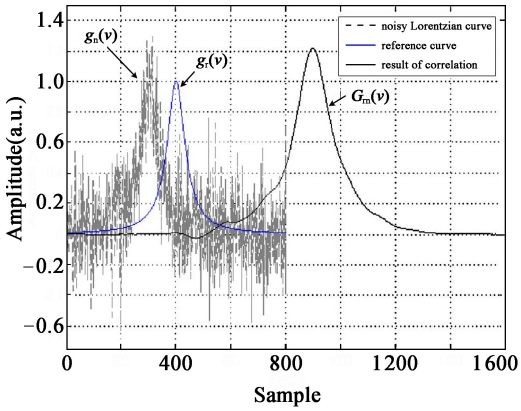


图 16 含噪布里渊谱与参考布里渊谱互相关结果[49]

2013 年，该课题组进一步研究了使用互相关方法[50]来估计 BOTDA 传感系统中含噪声的 BGS 的中心频率位置。目前大多数布里渊谱拟合方法都依赖于最小二乘法或最大似然估计法(MLE)，因为这类方法基于不断迭代尝试以求达到最小的方差或者最大化模型与噪声曲线之间的匹配概率，所以对初始参数选择和噪声比较敏感。使用基于互相关的 BFS 估计结果更精确，因为这是一种非迭代并且对参数初始化不敏感的方法。在比较了所提出方法与基于 Levenberg-Marquardt 算法和 MLE 两种常用的曲线迭代拟合方法之间的拟合性能后，基于互相关运算来进行 BFS 估计的可靠性被进一步证实。基于互相关的拟合方法的计算复杂度为 $O[N^2]$，而函数拟合算法的计算复杂度为 $O[rN^2]$，其中 N 为待拟合点数，r 为迭代次数。由此可见基于互相关的拟合方法的计算速度更快。

5.2 基于支持向量机的拟合方法

向量机(SVM)是一种分类器，用于确定边界以区分不同类别的数据，图 17 说明了 SVM 的分类原理。支持向量机的策略是找到一个最大边距超平面和对应的支持向量(最接近超平面的数据样本)，以将输入特征向量从两个不同的类别中进行分离和分类。

2017 年，Wu 等[26]使用 SVM 来快速提取 BOTDA 传感系统中的温度信息。待测物理量温度提取可视为监督分类问题，其中根据支持向量和 SVM 训练后的超平面，布里渊谱可以分为不同的温度类别，在处理位置布里渊谱时，该方法可将待解调数据区分为不同的温度。在使用长度为 40.6 km 传感光纤的 BOTDA 传感系统中，当泵浦脉冲脉宽为 20 ns、信号平均 1 000 次、频率扫描间隔为 1 MHz 时，SVM 对比洛伦兹线型拟合(LCF)有着更高的精度，特别是在大的频率间隔和较低的原始数据 SNR 的情况下。在使用 Intel i7-5960X 作为 CPU 和 32 GB 内存的计算机处理数据时，SVM 拟合 101 500 组 BGS 仅需 15.75 s，而 LCF 方法需要 36.12 min。同年，该课题组利用布里渊散射振幅和相位频谱响应，证实通过在 BOTDA 系统中使用 SVM 可在不牺牲处理速度的情况下提高传感精度[51]。该方法仅需一个 SVM 模型即可在训练和测试阶段有效组合布里渊增益和相位信息，从而避免了 BGS 和布里渊相位谱(BPS)拟合，节省了处理时间。在仿真与实验中，结合 BGS 和 BPS 的 SVM 相比单独利用 BGS 或 BPS 的方法的温度提取精度提高了约 30%。在使用 10 km 传感光纤、250 MSample/s 采样率和 1 MHz 频率扫描间隔的 BOTDA 传感系统中，尽管需要额外处理增益和相位信息，SVM 方法耗时仍较低，约为 5.57 s，是传统 LCF 处理速度的 80 倍。

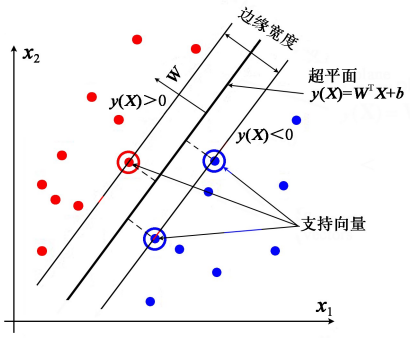


图 17 SVM 的分类原理示意图[26]

基于 SVM 的方法同样可以处理高分辨布里渊谱数据。2018 年，该课题组[52]将 SVM 应用于 DPP-BOTDA 中，仅使用一种 SVM 模型即可从不同空间分辨率的差分 BGS 中提取沿 5 km 光纤的温度分布。结果表明当泵浦脉冲脉宽差和平均次数越小时，SVM 方法的测温精度越高。同样，该方法对大频率扫描间隔的布里渊谱也具有较高的鲁棒性。

当使用 SVM-0.1 ℃ 和 SVM-1 ℃ 处理 50 000 组 BGS 数据时，其处理时间分别为 133.17 和 1.12 s。作为一种拟合方法，SVM 的参数设计同样对解调结果有一定影响，2019 年，Zhu 等[53]将优化的 SVM 应用于 BOTDA 传感系统的信息提取中，探索了粒子群算法、遗传算法和萤火虫算法这三种不同的 SVM 参数优化方法的过程。在仿真与实验中发现，当处理脉宽为 40 ns 的泵浦脉冲与 SNR 为 2.5 dB 的布里渊谱时，相比传统 SVM 其 RMSE 提升约 4 ℃。

5.3　基于神经网络的拟合方法

近年来基于神经网络的方法作为性能优异的非线性拟合方法，其同样可以胜任布里渊谱相关的待测物理量解调。2016 年，Azad 等[54]使用人工神经网络(ANN)处理 BOTDA 中的传感信号。图 18 展示了典型前馈神经网络的结构，当应用于信号处理中的物理量解调时，神经网络的输入为待解调布里渊谱，输出为对应待测物理量，如温度等。该方法可以沿着被测光纤直接从 BGS 提取分布的温度信息，无需确定 BFS 并免去了 BFS 转换为温度的过程。同时可采用具有不同线宽的理想 BGS 来训练 ANN，该设置考虑到了由于训练和测试阶段的条件不同而引起的线宽变化，并适用于长距离传感。此外，相比 LCF 和互相关方法，ANN 具有更高的精度和更低的测量误差，尤其对于大频率扫描间隔数据。此外，采用 ANN 从 BOTDA 测量中提取温度的速度明显快于其他两种方法，随着处理数据的不同约为其 40～900 倍。

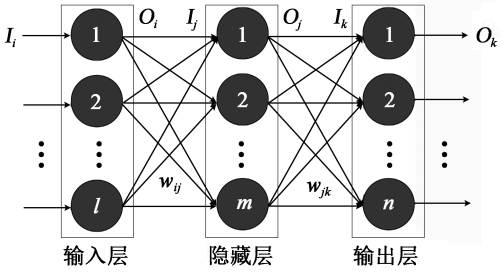


图 18　典型的前馈神经网络结构[54]

除了针对温度信息进行处理之外，基于神经网络的拟合方法还可以同步输出温度与应变信息以实现双参量测量。2018 年，Ruiz-Lombera 等[55]利用 ANN 实现了对 BOTDA 系统中的双参量测量，与常规方法相比，该系统可同时输出温度与应变信息。在使用 PCA 和空间滤波进行预处理的情况下，实现了 90% 的分类准确率，其前期 ANN 训练时间为 92 s，PCA 的分类时间为 2.93 s，处理 BGS 的耗时为毫秒量级。

为了实现更高精度的双参量测量，Wang 等[56]于 2019 年利用深度神经网络(DNN)实现了在进行温度和应变测量的同时提高测量精度。通过对有/无噪声 BGS 数据组的训练后，DNN 可以直接从 LEAF 中的双峰 BGS 提取温度和应变，避免了求解行列式方程组，大幅度提升了 DNN 的测量精度。在使用长度为 24 km 的 LEAF 作为传感光纤、20 ns 泵浦脉冲脉宽以及 125 MHz 光电探测器的 BOTDA 传感系统中，传统方法的温度/应变的 RMSE 为 30.1 ℃/710.2 με，其标准差(SD)为 19.4 ℃/529.1 με。而使用 DNN 方法的温度/应变的 RMSE 为 4.2 ℃/134.2 με，其 SD 为 2.4 ℃/66.2 με，DNN 方法从 600 000 组 BGS 中提取温度/应变仅需 1.6 s，而传统方法需要 5 656.3 s。

传统的神经网络提取方法通常只能解调单一频率扫描间隔的布里渊谱，如果实验中频率扫描间隔发生变化，则需重新进行数据训练。为了提高单次训练的泛用度，Liang 等[57]于 2019 年提出了一种新的利用前馈神经网络(FNN)来提取 BFS 的方法。该方法利用一次训练即可完成 BFS 提取，对应频率扫描间隔大的数据则采用插值方法，并将其看作含噪声数据来进行 BFS 解调。在使用长度为 23.95 km 的传感光纤、16 m 空间分辨率、200 MHz 频率扫描范围和 1 MHz 频率扫描范围的 BOTDA 传感系统中，在光纤末端 LCF 的温度测量不确定度为 0.25 ℃，而 FNN 为 0.26 ℃。在使用 150.62 km 传感光纤、9 m 空间分辨率、156 MHz 频率扫描范围和 4 MHz 频率扫描范围的 BOTDA 传感系统中，LCF 的温度测量不确定度为 0.82 ℃，而 FNN 为 0.75 ℃。当拟合 100 000 组 BGS 样本，且频率扫描间隔为 1 MHz 时，FNN 耗时为 1.2 s，而 LCF 为 155.91 s，这种方法兼顾了拟合精度和速度。

基于神经网络的拟合方法也可处理含噪声的布里渊谱。Wang 等[58]于 2019 年提出了一种基于去噪自编码器(DAE)的深度神经网络(DNN)用以快速提取低信噪比布里渊谱中的 BFS 信息。该方法将 DAE 作为基本块进行堆叠以形成 DNN 模型，因此仅使用一个 DNN 模型就可以同时完成降噪和快速温度提取。在处理低 SNR 的 BGS 时，该方法与常规 LCF 相比鲁棒性更好、速度更快。当输入信号 SNR 为 4.6 dB 时，长度为 40 km 的传感光纤的末

端温度 SD 由 2.4 ℃降低至 1.2 ℃，对应的 RMSE 由 2.4 ℃降低至 1.3 ℃。该方法无需曲线拟合和从 BFS 到温度的转换，处理速度约为 LCF 的 500 倍。

在增益型 BOTDA 传感系统中，泵浦脉冲耗竭会对布里渊谱造成影响，并形成非局部效应。2020 年，Lu 等[59]提出了一种特定的非局部效应人工神经网络（NLE-ANN），用以提取被非局部效应（NLE）所影响的 BOTDA 数据的 BFS。其中证明即使布里渊谱受 NLE 影响也能通过 ANN 和 NLE-ANN 的协同实施来提取整根传感光纤上的 BFS 信息。

前述的各项方法都是对单一 BGS 进行拟合，Chang 等[60]于 2020 年利用布里渊频移提取卷积神经网络（BFSCNN）来从二维测量数据中提取 BFS 分布，该方法充分利用了之前拟合方法中所忽视的时域信号相关性，可以直接从测量得到的二维数据中直接提取 BFS。该方法使用 CNN，其中输入为二维布里渊散射谱，输出为各光纤位置上的 BFS 信息。在使用长度为 25 km 的传感光纤、2 MHz 扫描频率间隔和 250 MSa/s 时域采样率的 BOTDA 传感系统中，在比较了 20，30 和 40 ns 脉宽与 4 次和 32 次平均次数下的拟合结果后，BFSCNN 相比 LCF，精度得到极大的提升。在使用 AMD Ryzen 1950X 作为 CPU 和 GeForce GTX 1080 作为 GPU 的计算机处理数据时，BFSCNN 训练 672 000 组 BGS 耗时为 2 h53 min。在提取同样大小数据时，BFSCNN 的处理时间为 0.814 s，而 LCF 为 12.14 s，相比之前的研究，这种利用了时域信号相关性的方法提高了传感信息提取的精度。

神经网络除了可以解调温度信息外，同样也可高效处理振动信息。2022 年，Zheng 等[27]提出了一种基于深度学习增强的 BOTDA 方案来测量振动信号。该方案分别使用深度视频去噪网络和深度神经网络对来自快速 BOTDA 的测量数据进行去噪和解调。在实验中，该方法可在长度为 10 km 的单模光纤上获得 23 Hz 的采样率、2 m 的空间分辨率和 1.19 MHz 的测量不确定度，且仅需对信号平均 4 次。由于低计算复杂度和 GPU 加速，该网络处理 100×21 800 数据的时间不到 0.04 s。

5.4 其他方法

除了互相关、支持向量机与神经网络方法外，近年还有许多其他方法也被用于信号处理中的物理量解调，实现快速测量。

从曲线拟合角度，Wan 等[61]于 2012 年利用基于 Levenberg-Marquardt 的拟合方法，将 BOTDR 的空间分辨率从 5 m 提高至 5 cm。结合该方法，可以在采用较大频率扫描间隔的同时，不降低传感系统的测量精度。其中为了提高拟合速度，参考频谱与实测频谱之间的差别用于估计 BFS 的变化。

相似匹配方法（SMM）作为一种特征检索方法，Wang 等[62]于 2015 年将其用于获取 BFS 的变化。通过比较待检测频谱与所选参考频谱之间的频率差可以确定 BFS 的变化。在使用 2 km 传感光纤、100 ns 探测脉冲脉宽、1 MHz 扫频间隔和 131 072 次平均的 BOTDR 传感系统中，传统曲线拟合方法的测量不确定度为 2.29 MHz，而 SMM 仅为 0.72 MHz，其测量速度也为传统拟合方法的 120 倍。

主成分分析（PCA）是一种常用的数学方法，用于提取数据的主要特征分量。2017 年，Azad 等[63]将基于 PCA 的模式识别方法应用于 BOTDA 系统的温度分布提取。该技术采用了一个参考数据库，该数据库由具有已知温度属性的相关理想 BGS 组成，对于待解调的 BGS 的每个特征向量，PCA 在参考数据库中确定其最佳匹配。然后，将与参考数据库中最匹配的 BGS 相对应的已知温度属性作为测得的 BGS 的提取温度。在使用 38.2 km 传感光纤、20 ns 泵浦脉冲脉宽、1 MHz 频率扫描间隔和 0.4 m 采样间隔的 BOTDA 传感系统中，其提取精度均高于 LCF 方法。

质心分析（CA）方法在图像处理中用于确定图像的质心位置，而待解调布里渊谱可看作二维图像，其 BFS 可以看作质心位置。基于此 Zheng 等[64]于 2018 年提出利用质心分析（CA）方法来从噪声布里渊信号中提取 BFS。作者提出了一组关于 BFS 方差的公式，其受 SNR、扫频间隔、布里渊线宽和数据窗口大小影响。从理论推导中，BFS 的均值和方差易受数据窗口中心与实际 BFS 的偏差影响，其中迭代 CA 可以减小该现象的影响并提高 BFS 估计准确性。该方法最主要的优势在于较快的处理速度和更好的拟合精度。在使用 Intel i7-4770S 作为 CPU 和 8 GB 内存的计算机处理数据时，使用 LCF 处理 60 个点的数据的耗时为 2.23 ms，二次函数拟合需要 0.34 ms，而 CA 仅需 0.000 98 ms，这是 LCF 速度的 2 300 倍及二次拟合的 350 倍。同年，Li 等[65]提出了一种基于 Sobel 算子的 BFS 估计方法。与前述的图像处理类似，该方法将频率距离数据转化

为图像中的灰度数据，将布里渊散射谱的峰值看作图像边缘，并利用图像处理中具有高性能特征提取能力的 Sobel 算子来识别图像中的边缘信息，并将其应用于布里渊谱来完成 BFS 提取。但该研究的处理对象是仿真数据，且忽略了真实情况中存在的过渡区域。

2021 年，Wang 等[66]提出了一种基于正斜率拐点的布里渊增益谱(BGS)快速寻峰方法。该方法利用布里渊增益谱的正斜率拐点自适应地终止频率扫描(FS)过程，从而确定 BFS，有效减少了频率扫描点的数量和数据采集时间。在长度为 9.91 km 的光纤传感实验结果显示，传统 FS 方法的测量时间为 50.13 s，而快速寻峰法的测量时间仅为 15.62 s。在相同硬件条件下，该方法获得的 BFS 的 RMSE 为 0.67 MHz，与传统 FS 方法得到的结果几乎相同。当光纤末端信噪比(SNRE)在合理范围内(即 *SNRE* 大于 2.4 dB)时，该方法可以有效节省处理时间。快速寻峰法的测量速度比传统的 FS 法提高了约 3 倍，并且几乎没有损失测量精度。

6　结论

布里渊光时域光纤传感技术可利用光纤中的后向布里渊散射效应，测量诸如温度、应变、压强和振动等物理量沿光纤上的分布。传感系统的数据采集时间和信号处理时间决定了系统测量速度。

本文总结了近年来基于布里渊散射的分布式光时域传感系统在快速测量领域的研究进展。通过对入射脉冲进行调制，使得散射信号中包含不同频率处的信息，可避免扫频的过程，进而降低测量时间。在常规方法中，线性调频[18]和频分复用[15]技术的耗时相当，且均对光调制设备性能提出一定要求。通过测量单一频率的功率谱，可以建立布里渊谱功率-待测物理量之间的对应关系，无需扫频测量和洛伦兹曲线拟合，可提高传感速度。目前常用功率谱测量方法中的斜坡辅助技术[16]的测量速度更快，可用于测量低频振动。而布里渊拍频谱测量技术[17]则在多参量测量方面更胜一筹。

除了从实验系统改进的角度来实现快速测量外，还可以通过数据后处理的手段来达到同样的目的。通过降低平均次数并应用图像去噪技术，可以通过减少数据采集时间来实现快速测量。在常用图像去噪技术中，BM3D 滤波[21]的去噪性能最佳，而基于神经网络去噪[22]的耗时最短。此外，还可以采用布里渊谱重组[24]滤波和布里渊谱分段[13]滤波策略来进一步提高去噪性能和效率。在布里渊光时域光纤传感系统中，对于呈现形式为二维矩阵的测量结果，可以使用其他的数据后处理方法来替代洛伦兹拟合，以提高信号处理中物理量解调的效率。目前基于神经网络[27]的解调方法耗时最短，并可用于多参量解调等复杂场景。

综上所述，布里渊光时域光纤传感中的快速测量技术近年得到广泛而深入的研究，这些研究成果有望应用于桥梁工程、边坡测量以及矿井探测等需要快速测量的应用场景。

参考文献：

[1] Bao X, Chen L. Recent progress in distributed fiber optic sensors[J]. Sensors, 2012, 12(7): 8601-8639.

[2] Kavitha B, Sridevi S, Makam P, et al. Highly sensitive and rapid detection of mercury in water using functionalized etched fiber Bragg grating sensors[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2021, 333: 129550.

[3] Lu Y, Zhu T, Chen L, et al. Distributed vibration sensor based on coherent detection of phase-OTDR[J]. J. of Lightwave Technol., 2010, 28(22): 3243-3249.

[4] 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]. J. of Lightwave Technol., 2009, 27(9): 1142-1146.

[5] Dong Y. High-performance distributed Brillouin optical fiber sensing[J]. Photonic Sensors, 2021, 11(1): 69-90.

[6] Yan L, Zhou Y, Li Z, et al. Long-range high-spatial-resolution distributed measurement by a wideband Brillouin amplification-boosted BOCDA[J]. J. of Lightwave Technol., 2022.

[7] Mizuno Y, Zou W, He Z, et al. Proposal of Brillouin optical correlation-domain reflectometry (BOCDR)[J]. Opt. Express, 2008, 16(16): 12148-12153.

[8] Minardo A, Bernini R, Ruiz-Lombera R, et al. Proposal of Brillouin optical frequency-domain reflectometry (BOFDR)[J]. Opt. Express, 2016, 24(26): 29994-30001.

[9] Bernini R, Minardo A, Zeni L. Distributed sensing at centimeter-scale spatial resolution by BOFDA: Measurements and signal processing[J]. IEEE Photonics J., 2011, 4(1): 48-56.

[10] Li W, Bao X, Li Y, et al. Differential pulse-width pair BOTDA for high spatial resolution sensing[J]. Opt. Express, 2008, 16(26): 21616-21625.

[11] Wang F, Zhu C, Cao C, et al. Enhancing the performance of BOTDR based on the combination of FFT technique and complementary coding[J]. Opt. Express, 2017, 25(4): 3504-3513.

[12] Boyd R W. Nonlinear Optics[M]. Academic Press, 2020.

[13] Zhang Y, Lu Y, Chen L, et al. Segmented noise reduction based on Brillouin-spectrum-partition in Brillouin optical time domain sensors[J]. IEEE Sensors J., 2021, 21(20): 22792-22802.

[14] Ba D, Wang B, Li T, et al. Fast Brillouin optical time-domain reflectometry using the optical chirp chain reference wave[J]. Opt. Lett., 2020, 45(19): 5460-5463.

[15] Yan Y, Wang Y, Zheng H, et al. Dynamic BOTDA based on spectrally efficient frequency-division multiplexing[J]. J. of Lightwave Technol., 2022, 40(13): 4451-4457.

[16] Zheng H, Feng D, Zhang J, et al. Distributed vibration measurement based on a coherent multi-slope-assisted BOTDA with a large dynamic range[J]. Opt. Lett., 2019, 44(5): 1245-1248.

[17] Peng J, Lu Y, Zhang Y, et al. Distributed strain and temperature fast measurement in Brillouin optical time-domain reflectometry based on double-sideband modulation [J]. Opt. Express, 2022, 30(2): 1511-1520.

[18] Xu P, Pang C, Dong X, et al. Fast acquirable Brillouin optical time-domain reflectometry based on bipolar-chirped pulse pair[J]. J. of Lightwave Technol., 2021, 39(12): 3941-3949.

[19] Soto M A, Ramirez J A, Thevenaz L. Intensifying the response of distributed optical fibre sensors using 2D and 3D image restoration[J]. Nature Communications, 2016, 7: 10870.

[20] Yuan P, Lu Y, Zhang Y, et al. Noise reduction in a Brillouin optical time-domain sensor by a frequency-domain feature filter[J]. Appl. Opt., 2022, 61(10): 2667-2674.

[21] Wu H, Wang L, Zhao Z, et al. Brillouin optical time domain analyzer sensors assisted by advanced image denoising techniques[J]. Opt. Express, 2018, 26(5): 5126-5139.

[22] Wu H, Wan Y, Tang M, et al. Real-time denoising of Brillouin optical time domain analyzer with high data fidelity using convolutional neural networks[J]. J. of Lightwave Technol., 2018, 37(11): 2648-2653.

[23] Luo K, Wang B, Guo N, et al. Enhancing SNR by anisotropic diffusion for Brillouin distributed optical fiber sensors[J]. J. of Lightwave Technol., 2020, 38(20): 5844-5852.

[24] Zhang Y, Lu Y, Zhang Z, et al. Noise reduction by Brillouin spectrum reassembly in Brillouin optical time domain sensors [J]. Optics Lasers in Engin., 2020, 125: 105865.

[25] Haneef S M, Yang Z, Thévenaz L, et al. Performance analysis of frequency shift estimation techniques in Brillouin distributed fiber sensors[J]. Opt. Express, 2018, 26(11): 14661-14677.

[26] Wu H, Wang L, Guo N, et al. Brillouin optical time-domain analyzer assisted by support vector machine for ultrafast temperature extraction[J]. J. of Lightwave Technol., 2017, 35(19): 4159-4167.

[27] Zheng H, Yan Y, Wang Y, et al. Deep learning enhanced long-range fast BOTDA for vibration measurement[J]. J. of Lightwave Technol., 2022, 40(1): 262-268.

[28] Bernini R, Minardo A, Zeni L. Dynamic strain measurement in optical fibers by stimulated Brillouin scattering[J]. Opt. Lett., 2009, 34(17): 2613-2615.

[29] Zhou D, Dong Y, Wang B, et al. Slope-assisted BOTDA based on vector SBS and frequency-agile technique for wide-strain-range dynamic measurements [J]. Opt. Express, 2017, 25(3): 1889-1902.

[30] Ba D, Wang B, Zhou D, et al. Distributed measurement of dynamic strain based on multi-slope assisted fast BOTDA [J]. Opt. Express, 2016, 24(9): 9781-9793.

[31] Yang G, Fan X, He Z. Strain dynamic range enlargement of slope-assisted BOTDA by using Brillouin phase-gain ratio[J]. J. of Lightwave Technol., 2017, 35(20): 4451-4458.

[32] Yang G, Fan X, Wang B, et al. Enhancing strain dynamic range of slope-assisted BOTDA by manipulating Brillouin gain spectrum shape [J]. Opt. Express, 2018, 26(25): 32599-32607.

[33] Peng J, Lu Y, Zhang Y, et al. Double-slope assisted Brillouin optical time domain reflectometry with linear regions merging[J]. IEEE Photon. Technol. Lett., 2022, 34(15): 819.

[34] Lu Y, Qin Z, Lu P, et al. Distributed strain and temperature measurement by Brillouin beat spectrum[J]. IEEE Photon. Technol. Lett., 2013, 25(11): 1050-1053.

[35] Ji Zhengyuan, Lu Yuangang, Pan Yuhang, et al. Influence of refractive index distribution on Brillouin gain spectrum in GeO_2-doped optical fibers[J]. Trans. of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 38(5): 769-787.

[36] Peng J, Lu Y, Zhang Z, et al. Distributed temperature and strain measurement based on Brillouin gain spectrum and Brillouin beat spectrum[J]. IEEE Photon. Technol. Lett., 2021, 33(21): 1217-1220.

[37] 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(1): 1-11.

[38] Qian X, Jia X, Wang Z, et al. Noise level estimation of BOTDA for optimal non-local means denoising[J]. Appl. Opt., 2017, 56(16): 4727-4734.

[39] M Linting, Meulman J J, Groenen P J, et al. Nonlinear principal components analysis: introduction and application [J]. Psychological Methods, 2007, 12(3): 336.

[40] Soto M A, Ramírez J A, Thévenaz L. Optimizing image denoising for long-range Brillouin distributed fiber sensing [J]. J. of Lightwave Technol., 2018, 36(4): 1168-1177.

[41] Zha J, Meng Y, Li D, et al. Determination of average times for Brillouin optical time domain analysis sensor denoising by

non-local means filtering[J]. Opt. Communications, 2018, 426: 648-653.

[42] Sardy S, Tseng P, Bruce A. Robust wavelet denoising[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2001, 49(6): 1146-1152.

[43] Wang B, Wang L, Yu C, et al. Long-distance BOTDA sensing systems using video-BM3D denoising for both static and slowly varying environment[J]. Opt. Express, 2019, 27(25): 36100-36113.

[44] Basheer I A, Hajmeer M. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application[J]. J. of Microbiological Methods, 2000, 43(1): 3-31.

[45] Floch S, Sauser F. New improvements for Brillouin optical time-domain reflectometry[C]// Proc. of the 2017 25th Optical Fiber Sensors Conf. (OFS), 2017.

[46] Meng Y, Zha J, Liu Y. Intensifying the SNR of BOTDA using adaptive constrained least squares filtering[J]. Opt. Communications, 2019, 437: 219-225.

[47] Yang H, Zhao J, Wu H, et al. Noise reduction for time-domain sensing signal of Brillouin scattering based on time series analysis and Kalman filter algorithm[C]// Proc. of the 2019 IEEE Inter. Conf. on Energy Internet (ICEI), 2019, IEEE.

[48] Zaslawski S, Yang Z, Thévenaz L. On the 2D post-processing of Brillouin optical time-domain analysis[J]. J. of Lightwave Technol., 2020, 38(14): 3723-3736.

[49] Farahani M A, Castillo-Guerra E, Colpitts B G. Accurate estimation of Brillouin frequency shift in Brillouin optical time domain analysis sensors using cross correlation[J]. Opt. Lett., 2011, 36(21): 4275-4277.

[50] 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 J., 2013, 13(12): 4589-4598.

[51] 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]. Opt. Express, 2017, 25(25): 31210-31220.

[52] Wu H, Wang L, Zhao Z, et al. Support vector machine based differential pulse-width pair Brillouin optical time domain analyzer[J]. IEEE Photon. J., 2018, 10(4): 1-11.

[53] Zhu H, Yu L, Zhang Y, et al. Optimized support vector machine assisted BOTDA for temperature extraction with accuracy enhancement[J]. IEEE Photon. J., 2019, 12(1): 1-14.

[54] Azad A K, Wang L, Guo N, et al. Signal processing using artificial neural network for BOTDA sensor system[J]. Opt. Express, 2016, 24(6): 6769-6782.

[55] Ruiz-Lombera R, Fuentes A, Rodriguez-Cobo L, et al. Simultaneous temperature and strain discrimination in a conventional BOTDA via artificial neural networks[J]. J. of Lightwave Technol., 2018, 36(11): 2114-2121.

[56] Wang B, Wang L, Guo N, et al. Deep neural networks assisted BOTDA for simultaneous temperature and strain measurement with enhanced accuracy[J]. Opt. Express, 2019, 27(3): 2530-2543.

[57] Liang Y, Jiang J, Chen Y, et al. Optimized feedforward neural network training for efficient Brillouin frequency shift retrieval in fiber[J]. IEEE Access, 2019, 7: 68034-68042.

[58] Wang B, 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 J., 2019, 20(7): 3614-3620.

[59] Lu C, Liang Y, Jia X, et al. Artificial neural network for accurate retrieval of fiber Brillouin frequency shift with non-local effects[J]. IEEE Sensors J., 2020, 20(15): 8559-8569.

[60] Chang Y, Wu H, Zhao C, et al. Distributed Brillouin frequency shift extraction via a convolutional neural network[J]. Photon. Research, 2020, 8(5): 690-697.

[61] Wan S, He X, Fang L. Distributed Brillouin fiber sensing based on spectrum line fitting and wavelet packet denoising[J]. Opt. Communications, 2012, 285(24): 4971-4976.

[62] Wang F, Zhan W, Lu Y, et al. Determining the change of Brillouin frequency shift by using the similarity matching method[J]. J. of Lightwave Technol., 2015, 33(19): 4101-4108.

[63] 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]. Opt. Express, 2017, 25(14): 16534-16549.

[64] Zheng H, Fang Z, Wang Z, et al. Detailed evaluation of centroid analysis for extracting Brillouin frequency shift of fiber distributed sensors[J]. IEEE Sensors J., 2018, 19(1): 163-170.

[65] Li J, Wang D, Wang Y, et al. A novel method of Brillouin scattering spectrum identification based on Sobel operators in optical fiber sensing system[J]. Opt. and Quantum Electron., 2018, 50(1): 1-8.

[66] Wang Q, Bai Q, Wang Y, et al. Fast peak searching method for Brillouin gain spectrum using positive-slope inflection point[J]. J. of Lightwave Technol., 2021, 40(1): 291-298.

作者简介：

张宇阳(1995—)，男，博士研究生，主要研究方向为光纤传感；

路元刚(1977—)，男，博士，教授，博士生导师，主要研究方向为光纤传感、光电检测，以及光学图像处理；

彭楗钦(1994—)，男，博士研究生，主要研究方向为光纤传感。