

激光与光电子学进展

基于机器学习的布里渊信号分析方法的 研究进展

王亮, 吴昊*, 唐明**, 刘德明

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实验室&武汉光电国家研究中心,
湖北 武汉 430074

摘要 分布式光纤布里渊传感器可以测量上百公里光纤上每一点的温度和应变,被应用于桥梁、隧道、输电线路和油气管道等国家重大工程的状态监测。布里渊传感的核心是测量与光纤温度和应变相关的布里渊频移,一般通过测量光纤的布里渊信号谱来得到。布里渊谱的谱线理论上满足洛伦兹线型,其峰值所对应的频率即为布里渊频移。为了降低采样精度和噪声的影响,从布里渊谱中提取布里渊频移最常用的方法是洛伦兹曲线拟合法。然而曲线拟合对初始值敏感,当信噪比较低时,拟合误差显著增加,并且曲线拟合的运算时间较长,降低系统的响应速度。为了提高提取布里渊频移的精度和速度,研究人员采用机器学习算法处理布里渊谱以提取布里渊频移,从而取得比传统拟合算法更好的结果。本文主要介绍近几年机器学习算法在提取布里渊频移中取得的成果,包括奇异值分解、支持向量机和人工神经网络的应用原理和效果。

关键词 光纤光学; 光学传感器; 布里渊散射; 机器学习; 人工神经网络

中图分类号 TN29

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1306010

Research Status of Brillouin Signal Analysis Method Based on Machine Learning

Wang Liang, Wu Hao*, Tang Ming**, Liu Deming

Wuhan National Lab for Optoelectronics (WNLO) & National Engineering Laboratory for Next
Generation Internet Access System, School of Optics and Electronic Information,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China

Abstract Distributed Brillouin fiber sensors can measure the temperature and strain information along optical fibers over distances of hundreds of kilometers. They are used to monitor major national projects such as bridges, tunnels, power lines, and oil and gas pipelines. The main method of Brillouin sensing is to measure the Brillouin frequency shift, which is linearly related to the temperature and strain of an optical fiber. The Brillouin frequency shift is usually obtained by measuring the Brillouin spectrum of the optical fiber. The spectral line of Brillouin spectrum theoretically satisfies a Lorentz line shape, and the frequency corresponding to its peak is Brillouin frequency shift. To reduce the influence of sampling accuracy and noise, the most common method used to extract the Brillouin frequency shift from the Brillouin spectrum is Lorentz curve fitting. However, curve fitting is sensitive to initial values and the fitting error significantly increases when the signal-to-noise ratio is low. In addition, the processing time of curve fitting is too long, which reduces the response speed of the system. To improve the accuracy and speed

收稿日期: 2021-02-26; 修回日期: 2021-05-26; 录用日期: 2021-05-28

基金项目: 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(SKLD2006)

通信作者: *wuhaoboom@qq.com; **tangming@mail.hust.edu.cn

of Brillouin frequency shift extraction, machine learning has recently been applied in this field, which has provided better results than traditional curve-fitting algorithms. This article mainly presents the achievements of machine learning in Brillouin frequency shift extraction in recent years, including singular value decomposition, support vector machines, and artificial neural network technology.

Key words fiber optics; optical sensors; Brillouin scattering; machine learning; artificial neural networks

OCIS codes 060.2370; 280.4788; 290.5900; 100.4996

1 引言

目前,分布式光纤布里渊传感技术是光纤传感领域中研究和应用最为广泛的技术之一^[1],通过测量与光纤物理状态相关的光纤布里渊频移(BFS),可以实现在线监测上百公里光纤的应变和温度^[2]。由于光纤具有无需供电和抗辐射干扰等优势,所以分布式光纤布里渊传感技术被广泛应用于大型建筑(桥和隧道)的健康监测,也被应用于超长距离管线(电力系统、通信系统和油气管道)的状态监测^[3-6],该技术为保护国家资产和人民生活安全提供了重要手段。

为了测量光纤的 BFS,首先需要得到其布里渊增益谱(BGS),一般使用布里渊光时域分析仪(BOTDA)和布里渊光时域反射仪(BOTDR)来测量^[7-8]。BOTDA 利用受激布里渊散射效应^[9-11]使两束不同频率的光在光纤两端相向发射,当两束光的频率差在 BFS 附近时,高频光会将一部分能量转移给低频光,转移的这部分能量源自布里渊增益放大过程,即 BGS。BOTDR 只在光纤一端发射脉冲光,通过本地相干来解调出自发布里渊散射的强度谱^[12-16]。虽然上述两种系统的原理和结构有一定的区别,但其核心都是通过频率扫描的方式来得到光纤的 BGS^[17]。理论上,BGS 最大值所对应的频率即为光纤的 BFS^[18]。然而,不论是频率扫描方式还是电扫描方式,扫描精度均不能无限小,而且在提高扫描精度的同时还会增加测量时间^[19]。由于 BGS 的测量结果存在误差,因此直接选取 BGS 最大值所对应的频率而得到的 BFS 会存在较大误差。由于 BGS 的谱线理论上满足洛伦兹线型,为了降低采样精度和噪声的影响,可以对 BGS 的谱线进行洛伦兹曲线拟合(LCF),取拟合后曲线的最大值所对应的频率即为 BFS^[20]。LCF 是一种从 BGS 中提取 BFS 的传统方法,但其存在不少缺陷^[21]。一是 LCF 需要确定初始值,当 BGS 的信噪比(SNR)较低时,初始值与实际值之间存在较大偏差,这会影响拟合结果,最终导致 BFS 的误差增大^[22]。二是 LCF 采用迭代的方式来实现,因此计算量较大,最终大大增加了系统的测量时间^[23]。

为了实现更高精度和更快速度的 BFS 测量,对于从 BGS 中提取 BFS 的这一科学问题,学者们提出了一些更为有效的算法。Farahani 等^[24-25]提出了基于互相关的方法,该方法是将测量得到的带噪声布里渊增益谱和理想增益谱进行卷积运算,能够得到互相关谱的中心频率和线宽,其可近似等于带噪声布里渊增益谱和理想增益谱的中心频率和线宽的叠加,从而能够较为简单地得到待测的 BFS。当采用这一方法时,参数的初始化与噪声强度无关,无需针对不同的 SNR 设定初始值,但方法的测量精度会受到频率扫描精度的限制。为了获得高的测量精度,需要采用更小的频率扫描间隔或者采用插值算法来实现,但这会大大降低系统的响应速度。Wang 等^[26]采用了一种相似匹配方法来获取 BFS 的变化量,该方法将光纤处于自由状态所获得的布里渊谱作为参考光谱,选择检测谱峰值位置附近的一段与参考光谱的各部分进行比较,当相似性达到最大时,则两部分的频率差即为 BFS 的变化量。相似匹配方法对功率谱的形状没有要求,而且提取速度快,但对噪声较敏感。当 SNR 降至 14 dB 时,BFS 的提取误差就已经达到了 2 MHz。Azad 等^[27]提出了基于主成分分析的模式识别方法,当采用该方法从 BOTDA 的传感信号中直接提取温度信息时,需要设立一个由具有已知温度属性的理想 BGS 组成的参考数据库,接着使用主成分分析将测量的 BGS 与参考数据库中的 BGS 进行对比以寻找最佳匹配。相比于曲线拟合方法,基于主成分分析的模式识别方法具有更高的精度、更快的处理速度和更大的噪声容限,但劣势在于对于每个系统都需要生成参考数据库后才能使用。Zheng 等^[28]提出了一种基于质心分析的 BFS 提取方法,并研究了从噪声信号中提取 BFS 的性能,该方法的运算速度较快,但提取精度和不确定度容易受到用于质心分析的数据窗口中心与实际布里渊增益谱的中心之间频率偏差的影响。尽管多次迭代后可以在一定程度上减少这种影响并提高准确性,但 SNR 低于 11 dB 后的效果与洛伦兹拟合算法相比还存在一定差距。

随着近几年硬件设施和理论的不突破,机器学习技术得到了快速发展,并且在图像、视频、自然语言和光纤通信等领域取得了突破性成果^[29]。相比于传统算法,通过数据驱动的机器学习技术往往具有更好的效果,已成为各个领域的热门应用技术之一,因此机器学习技术被应用到了BFS的提取过程,从而进一步提升系统的提取精度和响应速度。本文对近几年机器学习技术在提取BFS中的应用原理和成果进行介绍,成果包括K均值奇异值分解(K-SVD)字典学习、支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)、深度神经网络(DNN)、极限学习机(ELM)和卷积神经网络(CNN)。

2 基于LCF的BFS提取原理

布里渊传感测量的数据即为光纤的BGS,图1为实际的光纤BGS,理论上峰值所对应的频率即为BFS。然而,由于受到测量精度和噪声的影响,直接将测量得到的BGS中幅度最大值所对应的频率作为BFS会存在很大误差。特别是对于长距离的应用,随着光纤长度的增加,数据的SNR会不断下降,为此这种简单的频移提取方法是不适用的。

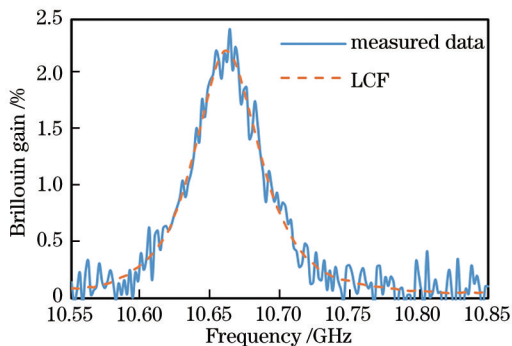


图1 BGS和LCF的变化曲线

Fig. 1 Change curves of BGS and LCF

理论上BGS的谱线满足洛伦兹线型^[25],表达式为

$$g(\nu) = \frac{g_B}{1 + \left[(\nu - \nu_B) / (\Delta\nu_B / 2) \right]^2}, \quad (1)$$

式中: ν_B 表示BFS; $\Delta\nu_B$ 表示BGS的半峰全宽; g_B 表示布里渊系数; ν 表示失谐频率。对测量得到的BGS进行LCF处理,并将拟合后的BFS作为测量结果。因为LCF利用了BGS的先验特性,所以有效提升了其提取精度,并且曲线拟合是一种十分成熟方便的技术,因此一直以来作为提取BFS的通用方法之一。当SNR较低时,洛伦兹曲线的拟合误差

会显著增加,另外曲线拟合的迭代过程耗时较长,这会降低布里渊传感的响应速度。

3 机器学习技术在提取BFS中的应用

为了从BGS中得到更高精度的BFS,并且能够提升计算效率,研究人员采用了机器学习技术对BGS进行特征分析,主要包括奇异值分解、支持向量机和人工神经网络三种技术。对于学习方式来说,既有非监督的机器学习方式,也有监督学习的方式。奇异值分解技术采用的是非监督学习方式,利用BGS的本身特性对BFS进行提取,普适性更高。其他技术采用监督学习方式对大量数据进行统计学习,可以得到更好的BFS提取结果。由于设计逻辑和参数数量的不同,所以每种算法的复杂度也不同,因此在计算速度上存在较大差异。以下对近几年应用于该领域的机器学习技术的原理及效果分别进行介绍。

3.1 人工神经网络

ANN是20世纪80年代以来人工智能领域的研究热点之一,该网络从信息处理角度对人脑神经网络进行抽象处理,即先建立某种简单的模型并按照不同的连接方式组成不同的网络。ANN以人造神经元为基础,其中各神经元相互连接以完成信号的传输、接收和处理。在ANN实现过程中,人造神经元间的传输信号为实数,随着学习深度的加深,该参数会发生一定变化,而每个神经元均对应一个阈值,当总信号高于阈值时可以借助激励函数来完成信号的计算。一般情况下,人造神经元为多层结构,每层结构可能具备不同的转换处理功能。ANN是一种最基本的网络结构,结构如图2所示^[30]。ANN包含多层结构,每层结构有若干个神经元,每个神经元都有独立且可学习的权重和偏置。ANN拟合复杂非线性函数的功能极强,对带有标记的

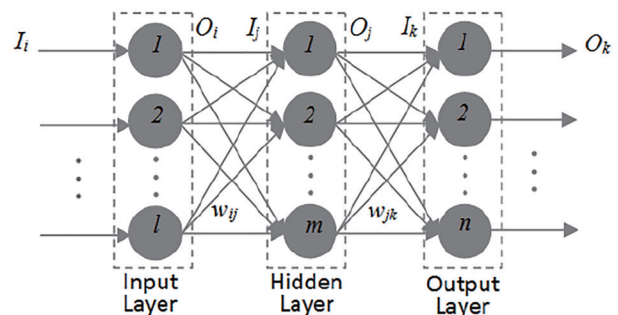


图2 ANN的结构示意图^[30]

Fig. 2 Schematic of ANN^[30]

BGS数据采用反向传播的方法来训练神经网络的参数,可使ANN具有提取BFS的功能。

Azad等^[30]通过仿真得到了不同温度下的理论BGS并将其作为ANN的训练数据,通过反向传播的方式来计算神经网络的梯度以改变各个神经元的参数,从而使ANN输出的温度与实际温度尽可能一致。为了使训练的网络具有足够的普适性,在10~70℃温度之间每隔1℃取一个温度值,共得到61个温度值。同时,为了适应不同谱宽的BGS,在25~70 MHz频率之间每隔1 MHz取一个谱宽,共得到46个不同的谱宽。综上可知,共得到了61×46个理想的BGS并用于训练。另外,考虑到不同系统的频率扫描精度存在差异,而不同的扫描步长(1,2,5,10,15,20 MHz)生成了不同的训练数据,所以使用训练数据来训练对应的ANN。不同的扫描步长下,ANN中的神经元个数分别为202-50-7-1、102-40-6-1、42-10-4-1、22-22-1、15-15-1和12-12-1。其中1,2,5 MHz步长的BGS由于输入数据较多,所以采用了两层隐藏层,而10,15,20 MHz步长的输入数据采用了一层隐藏层,通过这种方式训练出的

ANN可以从BGS中提取准确的温度信息。当41 km长的尾部光纤放置在温箱中并加热到不同的温度时,使用ANN来提取被测光纤中的温度,温度分布如图3所示^[30]。从图3可以看到,使用ANN从大扫频步长下采集到的BGS中所提取出的温度几乎与在1 MHz步长下所提取出的温度相同,这意味着使用ANN来提取温度不受扫频步长的影响,而传统的LCF在大扫频步长下提取温度,精度大大降低;另外,在各个扫频间隔的情况下,ANN方法相比于LCF方法具有更小的方均根误差(RMSE),这意味着使用ANN提取的温度更接近实际温度;随着扫频间隔的增大,LCF方法所得到的温度RMSE迅速恶化,而ANN却保持了较好的RMSE,这得益于之前的训练过程。研究人员发现,相比于在较小扫频间隔(5 MHz)的条件下使用LCF提取的温度,在较大扫频间隔(15 MHz)的条件下使用ANN提取的温度更准确。换言之,采用ANN方法来提取温度的BOTDA传感系统可以采用较大的扫频间隔采集BGS,从而减少数据的采集时间,同时保持较高的温度精度。

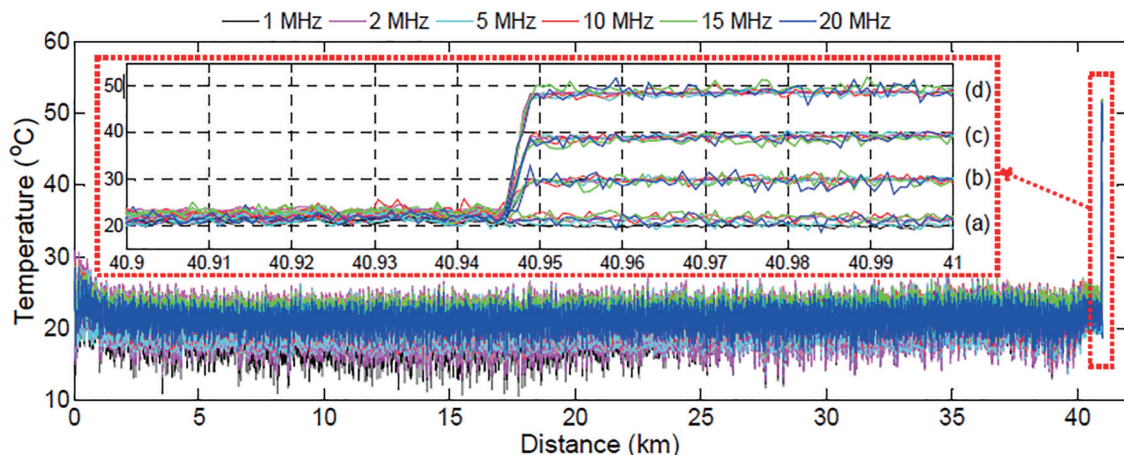


图3 不同扫频间隔下ANN所提取的光纤温度分布图,其中尾部41 m处的光纤温度分别为(a)21.00℃(室温)、(b)29.90℃、(c)39.14℃和(d)48.63℃^[30]

Fig. 3 Fiber temperature distribution diagram extracted by ANN under different frequency sweep intervals, where temperature of fiber at 41 m of tail is (a) 21.00℃ (room temperature), (b) 29.90℃, (c) 39.14℃, and (d) 48.63℃^[30]

LCF与ANN处理BGS数据的耗时比值如图4所示^[30]。从图4可以看到,ANN的计算效率比LCF高很多,训练好的ANN从BGS中提取温度的时间在LCF的1/30以上,这极大地提高了数据的处理时间,这对于长距离光纤传感尤其重要,因为可以快速处理大量的BGS数据,从而迅速地分析整段光纤的温度分布。

对于用于训练的BGS,Liang等^[31]除了考虑其

BFS和谱宽以外,还增加了噪声而不是使用理想的BGS。通过增加不同大小的随机噪声,使得训练数据更加随机,从而降低过拟合的可能,有效提升了ANN的普适性。Liang等^[31]提出了一种插值方法,对于不同扫描步长的数据首先进行插值以达到相同输入数据个数的目的。对于这种插值方式,只需训练一个ANN就可以处理不同扫描步长的数据,不需要重新训练新的神经网络。

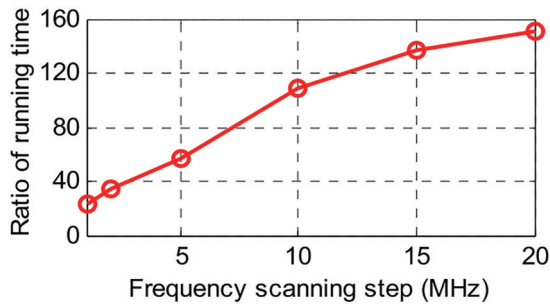


图4 LCF与ANN处理BGS数据的耗时比值^[30]

Fig. 4 Ratio of time spent in processing BGS data between LCF and ANN^[30]

3.2 支持向量机

SVM在解决小样本、非线性以及高维模式识别的问题中均表现出许多特有的优势,并且能够推广应用到函数拟合等其他机器学习的问题中。SVM算法是建立在统计学习理论的Vapnik-Chervonenkis维理论和结构风险最小原理的基础上,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳的折衷方法,以期获得最好的泛化能力。SVM是一种监督学习算法,首先使用一些数据对其进行训练,以期得到合适的支持向量和超平面。经过训练之后的SVM会将输入数据转换到更高维度,使得不同种类的数据可以使用超平面进行区分。

Wu等^[32]使用了SVM来提取温度信息,原理如图5所示。从BOTDA中采集到的数据即为沿光纤分布的BGS,每一个BGS与温度一一对应。研究人员将温度信息的提取过程作为BGS的分类过程,首先将BGS分配到相应的温度类别中,而分配到的温度类别就是提取的温度,也就是将整个数据处理过程作为一个使用SVM分类的过程。首先需要训练

SVM,研究人员使用理论的pseudo-Voigt BGS以及对应的温度作为训练的输入和输出数据,训练后即可获得所需的SVM模型,该模型可以使用从BOTDA中所采集的BGS数据直接来提取温度信息。在训练过程中,通过仿真产生了不同谱宽、温度下的理想BGS曲线。Wu等^[32]使用了三种不同精度的分类器进行验证,即SVM-1.0℃、SVM-0.5℃和SVM-0.1℃分类器,并分别使用51×36×6、101×36×6和501×36×6个BGS数据来训练三个分类器。对于SVM-1.0℃分类器,采用温度间隔为1℃的BGS数据集进行训练;对于SVM-0.5℃分类器,采用温度间隔为0.5℃的BGS数据集进行训练;对于SVM-0.1℃分类器,采用温度间隔为0.1℃的BGS数据集进行训练。使用训练好的SVM-0.5℃分类器来提取长为40 km光纤的温度分布,结果如图6所示^[32],其中尾部500 m长的光纤在温箱中加热。使用SVM、LCF和pseudo-Voigt曲线拟合(pVCF)来提取温度,不确定度和RMSE如图7所示^[32]。从图6和图7可以看到,一般情况下SVM和LCF得到的精度相当,但是当SNR较小时,SVM的精度明显优于LCF;当SNR小于6 dB、脉冲宽度小于30 ns或者频率扫描间隔大于5 MHz时,由于所测量的BGS发生恶化,所以LCF的温度精度呈大幅度降低;相比于LCF,使用SVM处理得到的结果误差明显更小,说明在极端情况下使用SVM可以得到更好的结果。使用SVM、LCF和pVCF处理1×10⁵个BGS的时间对比表1所示^[32]。从表1可以看到,采用更易于训练的SVM处理包含1×10⁵个BGS的传感数据,可以使温度提取时间由传统LCF方法的30 min缩短到10 s,即将提

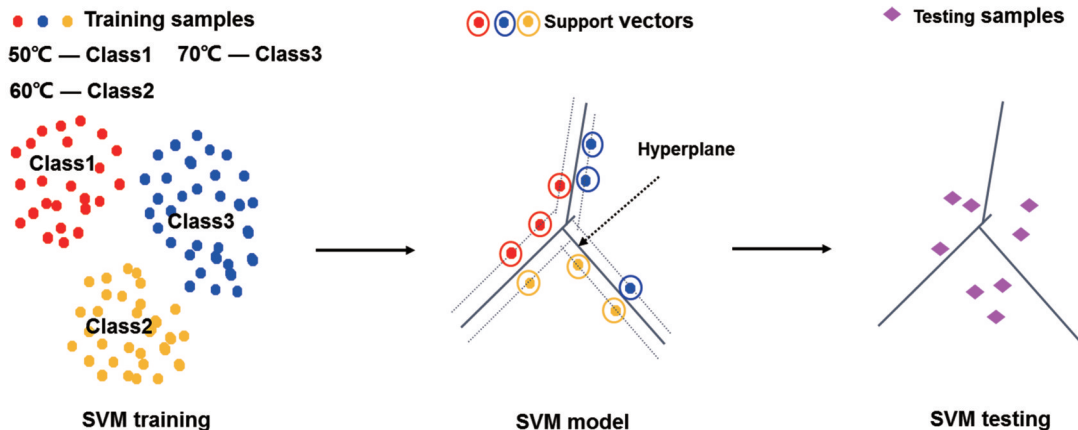


图5 SVM提取温度的原理示意图^[32]

Fig. 5 Schematic of SVM extraction temperature^[32]

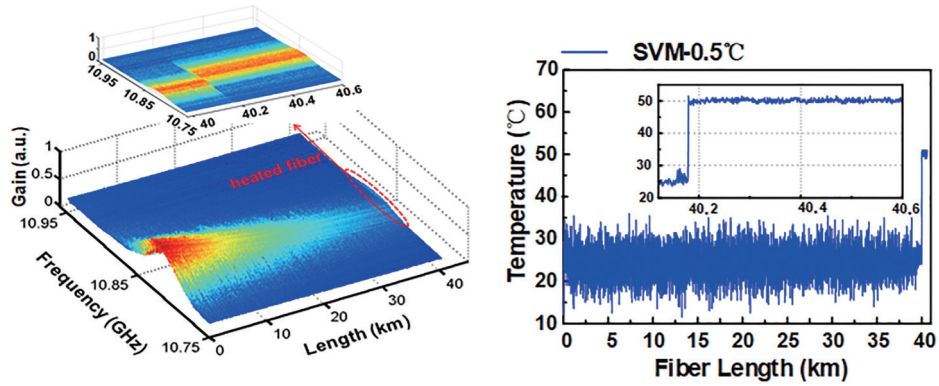


图 6 测量的 BGS 分布以及用 SVM-0.5°C 提取的温度分布^[32]

Fig. 6 Measured BGS distribution and temperature distribution extracted by SVM-0.5°C^[32]

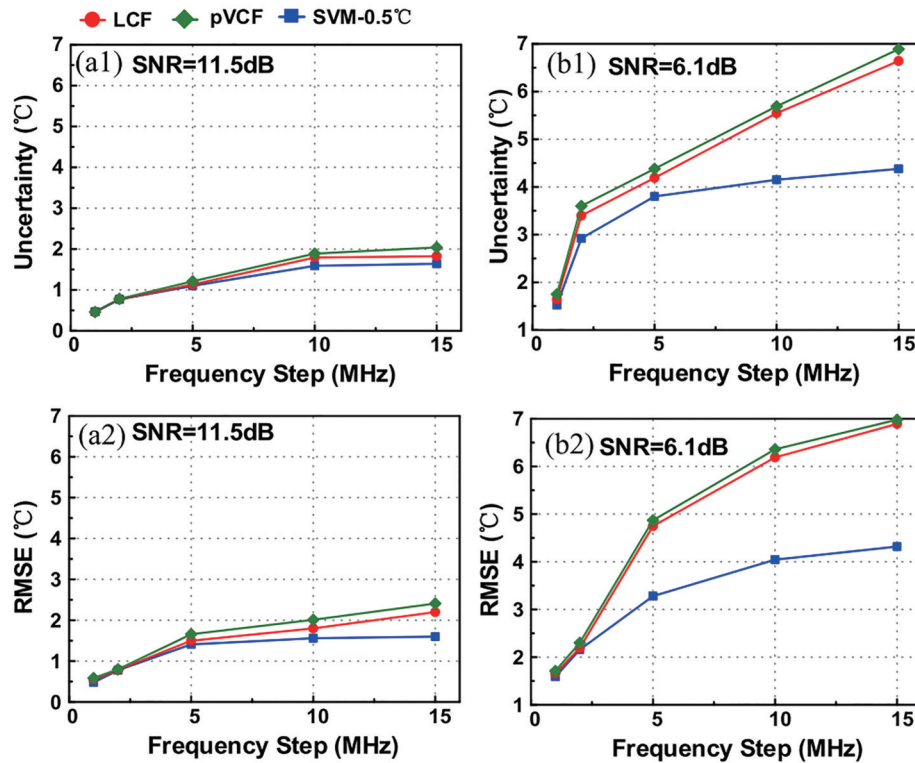


图 7 在不同 SNR 下的不确定度和 RMSE 对比曲线^[32]。(a1)(a2)11.5 dB; (b1)(b2)6.1 dB

Fig. 7 Uncertainty and RMSE comparison curves under different SNR^[32]. (a1)(a2) 11.5 dB; (b1)(b2) 6.1 dB

表 1 不同方法处理 1×10^5 个 BGS 的时间对比^[32]

Table 1 Time comparison of different methods for processing 1×10^5 BGS^[32]

Frequency / step / MHz	SVM-0.5°C/s		LCF / min	pVCF / min
	Training	Test		
1	1.178	15.75	32.70	36.12
2	0.916	11.14	23.19	25.62
5	0.568	11.06	22.50	24.75
10	0.451	11.32	22.19	24.40
15	0.335	12.55	21.89	24.08

取速度提升了 100 倍,因此 SVM 可以有效减少运算时间。

因 SVM 对低 SNR 的信号具有良好的恢复特性,为此该模型被应用在差分脉冲对布里渊传感系统中,从而有效改善了系统的精度^[33]。在此基础上,研究人员同时使用了增益谱和相位谱作为 SVM 的输入以训练单个 SVM 模型,成功实现了布里渊增益和相位传感信号的并行识别,不仅实现了超快温度的提取,同时也将温度精度进一步提高了 30%^[34]。

3.3 深度神经网络

因为 BFS 对温度和应力变化的响应相同,所以很难同步测量温度和应力变化,为此必须引入一个对二者响应不同的参量才能进行同步测量。最常用的方法是采用具有双峰 BGS 的光纤,例如大有效面积的光纤,若两个峰对温度和应力的响应稍有差别,则可以通过解方程组的方式来同步提取温度和应力信息。若两个峰的响应差别非常微小,这会导致方程的求解过程中使温度和应力同步提取的计算误差大大增加。为了进行高精度的温度和应力信息的同步提取, Wang 等^[35]利用了 DNN 来处理 BOTDA 中所测量到的双峰 BGS 数据。DNN 是一种监督式的深度学习方法,其结构与 ANN 相似,都是由一个输入层、一些隐含层和一个输出层构成的。图 8(a)为包含两层自编码隐藏层的 DNN 结构^[35]。与 ANN 不同之处在于,DNN 的隐藏层是由多个自编码器构成的,自编码器的功能在于压缩数据量,从而使 DNN 的训练效率更高。与 ANN 训练不同的是,在 DNN 的训练过程中,首先对所有的隐藏层和最后的输出层依次单独进行训练。DNN 中各个隐藏层均是采用自编码器单独进行训练的,该训练过程是非监督式训练过程,因为不需要专门提供目标输出。训练完隐藏层后,最后一层隐藏层的输出值和输出层的输出值一起被用于输出层的监督式训练。所有层单独训练完成后,采用误差反向传播算法对 DNN 整体进行训练。通过合理的训练,DNN 可以从双峰 BGS 中直接同步获得温度和应力信息,无需求解任何方程。DNN 同时提取温度和应力的原理如图 8(b)所示^[35]。

使用训练好的 DNN 从长为 24 km 且大有效面

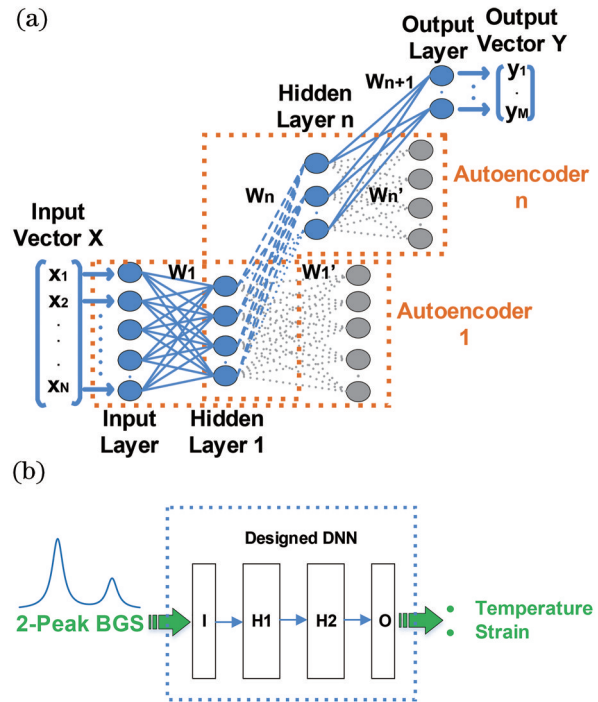


图 8 DNN 的结构和提取原理^[35]。(a)DNN 结构;(b)DNN 同时提取温度和应力的原理示意图

Fig. 8 Structure and extraction principle of DNN^[35]. (a) DNN structure; (b) schematic of extracting temperature and stress at the same time by DNN

积光纤 (LEAF) 的双峰 BGS 中同时提取温度和应力分布,结果如图 9 所示^[35],这里展示 4 组不同温度和应力组合的情况下尾端光纤的温度和应力分布,也给出传统方程求解方法所得到的温度和应力分布。将 24 km 长 LEAF 中尾端 7 m 长的光纤绕在两个实心金属圆柱上并施加应力,整个装置放在温箱中加热。从图 9 可以看到,使用 DNN 提取的温度

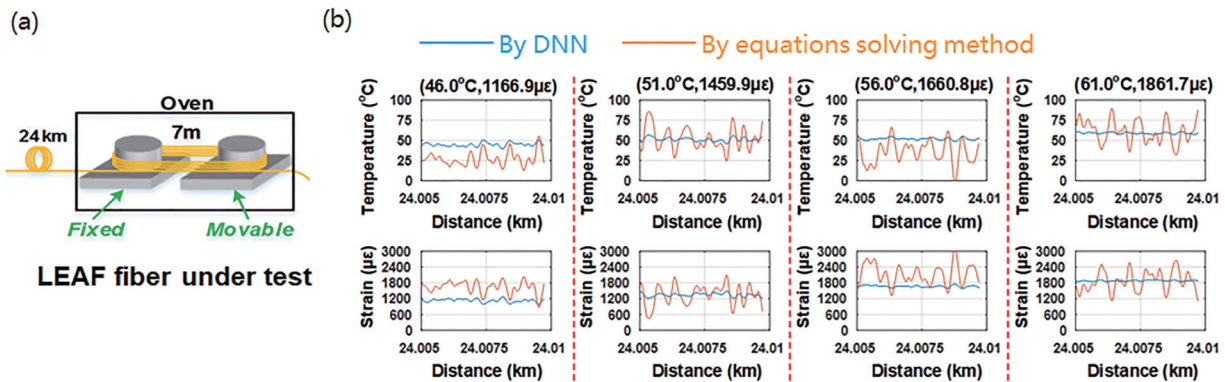


图 9 LEAF 的实验装置和不同方法提取结果的对比曲线^[35]。(a)实验装置;(b)DNN 和方程求解方法下温度和应力的对比曲线

Fig. 9 Experimental device of LEAF and comparison curves of extraction results of different methods^[35]. (a) Experimental device; (b) comparison curves of temperature and stress under DNN and equation solving method

和应力分布都非常均匀,获得的温度和应力与实际温度和应力相符,但方程求解方法的分布波动很大,而且偏离了实际值;在提取精度方面,使用DNN提取的温度和应力不确定度为 $2.4\text{ }^{\circ}\text{C}/66.2\mu\epsilon$ (ϵ 为应变),而方程求解方法为 $19.4\text{ }^{\circ}\text{C}/529.1\mu\epsilon$,DNN的精度比传统方法高一个数量级,并且数据处理时间仅要 1.6 s,而传统方法需要 90 min 左右。

3.4 K均值奇异值分解字典学习

K-SVD算法是由Aharon等^[36]提出的一种过完备字典学习算法。针对最佳稀疏解和最匹配字典的双求解过程,该过程可以拆分为基于当前字典的稀疏编码和字典更新两个步骤。K-SVD是在K-means聚类算法和SVD上衍生出来的一种迭代算法,当要求表示的信号稀疏度为1时,K-SVD算法将退化为K-means算法。K-SVD算法主要处理二维图像信息,实验选用二维BGS图像作为训练数据的输入。二维BGS图像由多个位置处的BGS构成,不同位置处的数据具有一定的相似性。对二维矩阵进行字典学习的好处在于,训练得到的字典能够对特征相似的一类BGS进行稀疏表示。另一方面,K-SVD算法除了需要已知待稀疏表示的BGS以外,还需要输入稀疏信号的稀疏度。由于BGS可由完全独立的峰值增益、谱宽和布里渊频移三个量来完全描述,因此可以通过字典学习来找到一个非线性变换空间中的三个参数,从而唯一表示这个BGS,此时信号的稀疏度为3。将高维的BGS转换为三个表征值的过程可以看作一种极限的稀疏表示。BGS的稀疏表示目标方程可表示为^[37]

$$\min_{D, X} \|g_B(\nu, z) - DX\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad \forall i, \|x_i\|_0 = 3 \quad (2)$$

式中: z 表示传输距离; $g_B(\nu, z)$ 表示不同位置处所得到的三维BGS; X 表示稀疏表示的系数矩阵; D 表示字典矩阵; $\|x_i\|_0$ 表示在位置*i*处BGS的稀疏度,此处全部设为3, x 表示矩阵*X*中的元素; $\|\cdot\|_F$ 表示F范数。基于K-SVD算法的BGS信号处理流程如图10所示^[37]。

BGS经过第一步字典学习算法处理后将转换为在新字典域下的三个稀疏系数,分别为一个与峰值增益相关的增益系数和由谱宽和BFS一起作用两个串扰系数。由于K-SVD算法只能对线性数据进行分解,所以将在第二步中得到的增益系数作为一个已知参量,重新调整输入字典学习算法的数

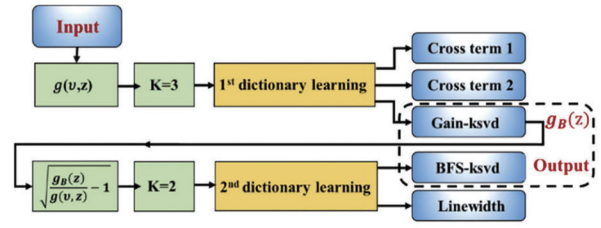


图 10 基于K-SVD算法的BGS信号处理流程^[37]

Fig. 10 BGS signal processing flow based on K-SVD algorithm^[37]

据和稀疏度,使BFS与输入数据呈线性关系。于是,对第二次字典学习的输入数据预先进行如下处理,表达式为

$$\sqrt{\frac{g_B(z)}{g_B(\nu, z)} - 1} = \frac{2[\nu - \nu_B(z)]}{\Delta\nu_B(z)} \quad (3)$$

由于在第二步的字典学习过程中已将峰值增益视为已知量,此时稀疏度设为2,则目标BFS会以稀疏系数的形式提取出来。

采用K-SVD算法和LCF算法得到的温度误差曲线如图11所示^[37]。从图11可以看到,K-SVD算法和LCF算法所得到的BFS精度基本一致,但对于同样的数据量,LCF算法的计算时间是K-SVD算法的6倍,因此K-SVD算法可以有效提升BFS的提取效率;另外,与其他机器学习算法相比,K-SVD算法是一种无监督的特征提取算法,无需预先学习阶段,因此具有更强的普适性。

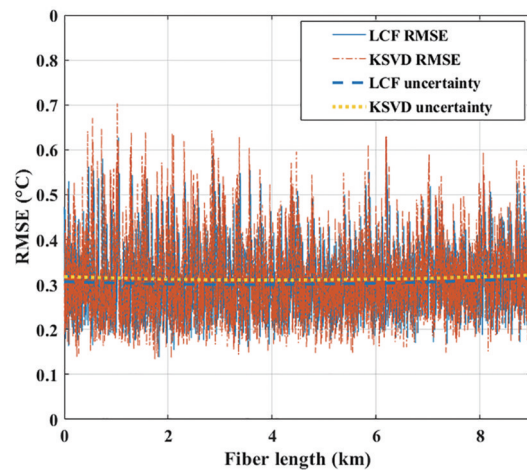


图 11 K-SVD算法和LCF算法的温度误差曲线^[37]

Fig. 11 Temperature error curves of K-SVD algorithm and LCF algorithm^[37]

3.5 极限学习机

Wang等^[38]将ELM应用在BFS的提取问题中,ELM是一种人工神经网络,其结构与ANN相

似,区别在于ELM的第一隐藏层参数为随机初始化的参数,无需进行学习^[39]。ELM的训练和测试流程如图12所示^[38]。输入数据通过第一层隐藏层后被映射到了高维空间中,训练网络的过程中只对第二隐藏层的线性组合进行学习,因此ELM相比于ANN学习耗时更少,计算速度更快。Wang等^[38]基于Pseudo-Voigt曲线仿真了不同温

度、谱宽下使用理想BGS数据训练ELM的结果,实现了对温度信息的直接提取,取得了与ANN相当的计算精度。当扫描步长较大时,ELM表现出了比LCF更好的效果,同时ELM的处理速度比ANN更快,可以实现比传统拟合方法快1000倍的处理速度,对于实时性高的应用场合具有重要意义。

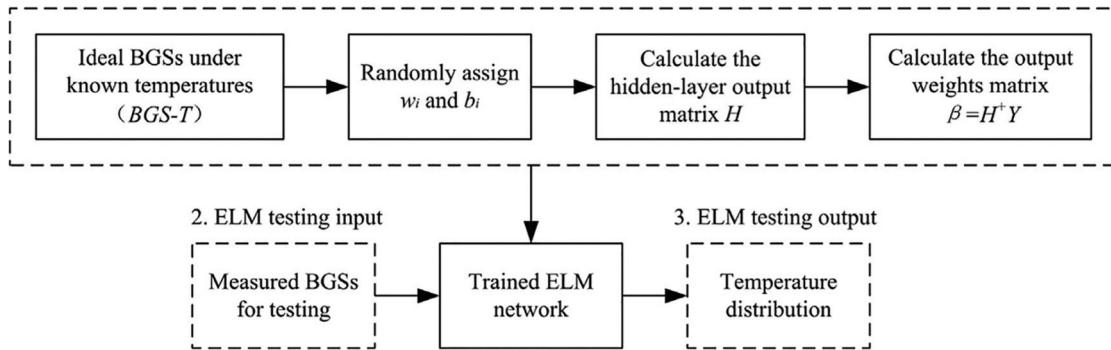


图12 ELM的训练和测试流程^[38]

Fig. 12 ELM training and testing process^[38]

3.6 卷积神经网络

CNN是一种以卷积为核心的神经网络,通过多层二维卷积可以实现对二维数据(图片和时频图)的有效分析。卷积核的参数共享和层间连接的稀疏性可以使CNN以较小的计算量对格点化特征进行学习。Chang等^[40]根据CNN二维分析的特性,对连续测量的BGS进行分析。由于CNN不仅利用了BGS的频谱特性,同时利用了空间特性,所以BFS的提取精度更高。

提取BFS的CNN结构如图13所示^[40],该结

构共使用了26层卷积层,通过卷积操作和非线性运算可以对二维的BGS进行有效特征分析和BFS提取。为了训练这个拥有大量参数的深度神经网络,实验过程中使用比其他工作更多的训练数据可以避免过拟合,从而保证神经网络的普适性,共使用672000个BGS作为训练集,这些BGS数据集采用仿真的方式来得到。与其他工作方式不同的是,BGS数据集中的BFS、谱宽和SNR是完全随机的,而不是人工设置的确定值。

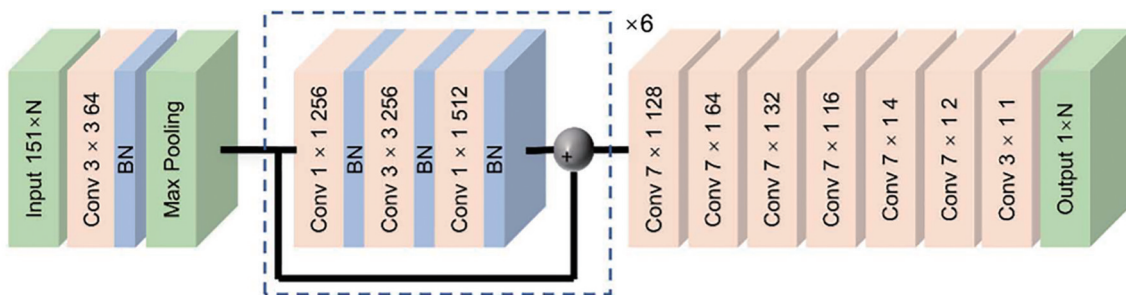
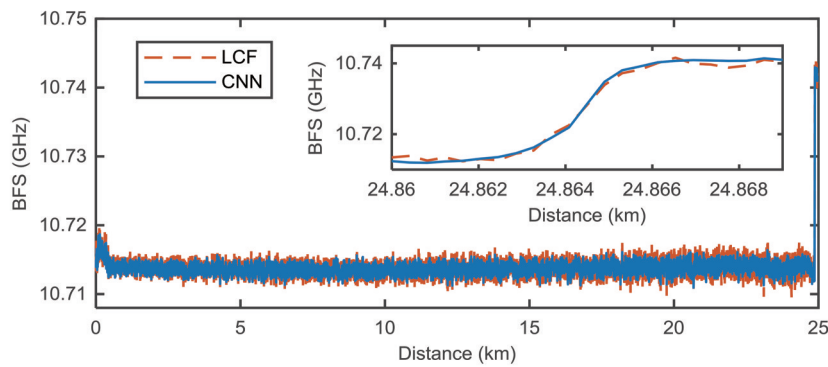


图13 用于提取BFS的CNN结构^[40]

Fig. 13 CNN structure for extracting BFS^[40]

将CNN所提取的BFS与LCF算法得到的结果进行对比,结果如图14所示^[40]。从图14可以看到,由于CNN具有并行计算的能力,所以其可以一次性从分布式BGS中得到对应的BFS;对于不同的SNR和谱

宽下得到的数据,CNN得到了比LCF算法更好的结果,虽然CNN的参数量比3.1~3.5节所介绍的算法多,但是与LCF算法相比,其运算速度还是快很多,处理相同的数据,LCF算法的耗时约为CNN的7倍。

图 14 CNN和LCF算法处理后的BFS结果对比^[40]Fig. 14 Comparison of BFS results after CNN and LCF algorithm processing^[40]

4 结束语

本文介绍多种机器学习算法在提取 BFS 中的应用原理和效果,与传统的 LCF 算法相比,机器学习算法依靠 BGS 的先验信息,因此在运算速度和提取精度上更有优势。机器学习算法包括非监督学习方式和监督学习方式,非监督学习方式无需提前训练,因此使用更加灵活,而监督学习方式的性能往往更好。另外,由于算法的原理存在差异,因此有的算法在计算速度方面有绝对优势,而有的算法在提取精度方面具有更好的表现。在实际应用中,应根据计算速度和提取精度的需求以及系统的计算能力来综合选择合适的机器学习算法和参数。

随着机器学习算法的发展,许多性能优异的全新算法被不断提出,如生成对抗网络、注意力机制和长短期卷积神经网络等。通过研究这些先进的机器学习算法在提取 BFS 中的使用方法和表现能力,可以寻找最适合的机器学习算法,从而进一步提升布里渊传感的性能。另一方面,目前应用于布里渊频谱分析的机器学习算法都是针对其他问题开发的,如自然图像或语音信号问题。虽然上述算法对布里渊频谱的分析有一定的效果,但是在开发之初并不是旨在解决 BFS 的提取问题,因此没有针对这一问题进行特殊设计。随着对这一问题的深入研究,应以布里渊传感数据的信号特征为依据,用来设计机器学习算法的结构和逻辑,开发出更具有针对性的算法,从而进一步提升提取 BFS 的精度和速度。

参 考 文 献

[1] Lu P, Lalam N, Badar M, et al. Distributed optical fiber sensing: review and perspective[J]. Applied

Physics Reviews, 2019, 6(4): 041302.

- [2] Bao X Y, Chen L. Recent progress in Brillouin scattering based fiber sensors[J]. Sensors, 2011, 11(4): 4152-4187.
- [3] 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.
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.
- [4] Yu Y F, Luo L Q, Li B, et al. Quadratic time-frequency transforms-based Brillouin optical time-domain reflectometry[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(20): 6622-6626.
- [5] Lalam N, Ng W P, Dai X W, et al. Performance improvement of Brillouin ring laser based BOTDR system employing a wavelength diversity technique [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(4): 1084-1090.
- [6] Hao Y Q, Ye Q, Pan Z Q, et al. Design of wide-band frequency shift technology by using compact Brillouin fiber laser for Brillouin optical time domain reflectometry sensing system[J]. IEEE Photonics Journal, 2012, 4(5): 1686-1692.
- [7] Jiang P, Yan L S, Zhou Y, et al. Effect and elimination of polarization random noise in Golay-coded Brillouin optical time domain analysis fiber sensors[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(7): 0706002.
蒋朋, 闫连山, 周银, 等. 格雷编码布里渊光时域分析传感器中偏振随机噪声影响及其抑制方法[J]. 光学学报, 2020, 40(7): 0706002.
- [8] Kurashima T, Horiguchi T, Izumita H, et al. Brillouin optical-fiber time domain reflectometry [J]. IEICE Transactions on Communications, 1993, 76

- (4): 382-390.
- [9] Kurashima T, Horiguchi T, Tateda M. Distributed-temperature sensing using stimulated Brillouin scattering in optical silica fibers[J]. *Optics Letters*, 1990, 15(18): 1038-1040.
- [10] Xia L, Hu J H, Zhao Q Y, et al. A distributed Brillouin temperature sensor using a single-photon detector[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(7): 2180-2185.
- [11] Xia H Y, Shangguan M J, Shentu G L, et al. Brillouin optical time-domain reflectometry using up-conversion single-photon detector[J]. *Optics Communications*, 2016, 381: 37-42.
- [12] Cao Y L, Ye Q, Pan Z Q, et al. Mitigation of polarization fading in BOTDR sensors by using optical pulses with orthogonal polarizations[J]. *Proceedings of SPIE*, 2014, 9157: 915764.
- [13] Alahbabi M N, Cho Y T, Newson T P. Long-range distributed temperature and strain optical fibre sensor based on the coherent detection of spontaneous Brillouin scattering with in-line Raman amplification [J]. *Measurement Science and Technology*, 2006, 17 (5): 1082-1090.
- [14] Soto M A, Bolognini G, di Pasquale F. Analysis of optical pulse coding in spontaneous Brillouin-based distributed temperature sensors[J]. *Optics Express*, 2008, 16(23): 19097-19111.
- [15] Li Y Q, Li X J, Fan H B, et al. SNR improvement in self-heterodyne detection Brillouin optical time domain reflectometer using Golay pulse codes[J]. *Optoelectronics Letters*, 2017, 13(6): 414-418.
- [16] Masoudi A, Belal M, Newson T P. Distributed dynamic large strain optical fiber sensor based on the detection of spontaneous Brillouin scattering[J]. *Optics Letters*, 2013, 38(17): 3312-3315.
- [17] Horiguchi T, Shimizu K, Kurashima T, et al. Development of a distributed sensing technique using Brillouin scattering[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 1995, 13(7): 1296-1302.
- [18] Ippen E P, Stolen R H. Stimulated Brillouin scattering in optical fibers[J]. *Applied Physics Letters*, 1972, 21(11): 539-541.
- [19] Kee H H, Lees G P, Newson T P. All-fiber system for simultaneous interrogation of distributed strain and temperature sensing by spontaneous Brillouin scattering[J]. *Optics Letters*, 2000, 25(10): 695-697.
- [20] Shibata R, Kasahara H, Elias L P, et al. Improving performance of phase shift pulse BOTDR[J]. *IEICE Electronics Express*, 2017, 14(11): 20170267.
- [21] Li Q Y, Gan J L, Wu Y Q, et al. High spatial resolution BOTDR based on differential Brillouin spectrum technique[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, 28(14): 1493-1496.
- [22] Yu Z H, Zhang M Y, Dai H L, et al. Distributed optical fiber sensing with Brillouin optical time domain reflectometry based on differential pulse pair [J]. *Optics & Laser Technology*, 2018, 105: 89-93.
- [23] Soto M A, Thévenaz L. Modeling and evaluating the performance of Brillouin distributed optical fiber sensors[J]. *Optics Express*, 2013, 21(25): 31347-31366.
- [24] 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]. *Optics Letters*, 2011, 36(21): 4275-4277.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] Zheng H R, Fang Z J, Wang Z Y, et al. Detailed evaluation of centroid analysis for extracting Brillouin frequency shift of fiber distributed sensors[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(1): 163-170.
- [29] 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.
- 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.
- [30] 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.
- [31] 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.
- [32] 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.
- [33] 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): 17968567.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [37] Tan H, Wu H, Shen L, et al. Sparse representation of Brillouin spectrum using dictionary learning[J]. Optics Express, 2020, 28(12): 18160-18171.
- [38] Wang J J, Li Y Q, Liao J H. Temperature extraction for Brillouin optical fiber sensing system based on extreme learning machine[J]. Optics Communications, 2019, 453: 124418.
- [39] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [40] 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.