

激光与光电子学进展

基于机器学习的布里渊光时域分析传感系统
温度提取研究进展李治龙¹, 张卫华^{2**}, 王一民¹, 张煜峰¹, 罗斌³, 朱宏娜^{1*}¹西南交通大学物理科学与技术学院, 四川 成都 610031;²国防科技大学气象海洋学院, 湖南 长沙 410073;³西南交通大学信息科学与技术学院, 四川 成都 610031

摘要 布里渊光时域分析(BOTDA)在分布式光纤传感系统中展现出独特的优势并得到了广泛的关注,对 BOTDA 传感系统的温度分布信息进行快速且精确的提取至关重要。随着机器学习算法的快速发展,其在 BOTDA 传感系统的温度分布信息的提取中展现出巨大潜力。首先,阐述了 BOTDA 传感系统温度测量的原理。接着,介绍了几种基于机器学习的算法并分析了其在 BOTDA 传感系统温度提取中的应用和优势。最后,对未来的研究进行了展望。

关键词 光纤测量; 机器学习; 分布式光纤传感; 布里渊光时域分析; 布里渊增益谱

中图分类号 TP212.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1306022

Advances of Machine Learning in Brillouin Optical Time Domain
Analysis Sensing Systems for Temperature ExtractionLi Zhilong¹, Zhang Weihua^{2**}, Wang Yimin¹, Zhang Yufeng¹, Luo Bin³, Zhu Hongna^{1*}¹School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University,
Chengdu, Sichuan 610031, China;²College of Meteorology and Ocean, National University of Defense Technology,
Changsha, Hunan 410073, China;³School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University,
Chengdu, Sichuan 610031, China

Abstract Brillouin optical time domain analysis (BOTDA) has shown its unique advantages in distributed optical fiber sensing systems and has received widespread attention. The rapid and accurate extraction of temperature distribution information in BOTDA sensing system is extremely desirable. With the rapid development of machine learning, it shows great potential in temperature extraction of BOTDA sensing system. First, the principle of BOTDA sensing system is introduced. Then, some machine learning algorithms are illustrated and their applications and advantages for temperature extraction of BOTDA sensing system are analyzed. Finally, outlook for future research is given.

Key words fiber measurements; machine learning; distributed fiber sensing; Brillouin optical time domain analysis; Brillouin gain spectrum

OCIS codes 060.2300; 060.2310; 060.2370

收稿日期: 2021-01-22; 修回日期: 2021-03-10; 录用日期: 2021-03-22

基金项目: 四川省科技计划项目(2020YJ0016)

通信作者: *hnzhu@swjtu.edu.cn; **whzhang@nudt.edu.cn

1 引 言

近年来,在大型工程的结构健康监测中,特别是系统温度监测方面,分布式光纤传感器展现出了独特的优势,从而得到了广泛的关注和研究^[1-3]。分布式光纤传感器可实现温度/应变等分布式传感测量,具有监测距离远、响应速度快和分辨率高等特点,分布式光纤的实现通常基于瑞利散射、拉曼散射以及布里渊散射中的一种。其中,布里渊光时域分析(BOTDA)是基于光纤的受激布里渊散射,其可以实现长距离、高信噪比以及高精度的温度和压力测量,从而得到了广泛使用。因此,实现BOTDA传感系统的快速、高精度温度提取对BOTDA的实际应用具有重要意义。但是,传统的温度提取通常采用曲线拟合方法,这类算法的运行时间较长,无法满足温度提取实时性的要求。最近,一些采用机器学习算法进行温度提取的工作在提取速度、精度以及泛化性上展现出巨大的潜力。

本文综述了基于机器学习的BOTDA传感系统的温度提取的研究进展,并分别介绍了将相关机器学习算法成功应用于BOTDA传感系统进行温度提取的方法,进而为基于机器学习算法的温度提取研究提供参考。

2 机器学习概述

2.1 机器学习基本内容

机器学习是关于计算机基于概率统计模型对数据进行预测与分析的一门学科,是人工智能的一个领域,包含了分类器的构建和算法的选择^[4]。机器学习常用于对数据的预测与分析,特别是对于未知的新数据。其对数据的预测可以使计算机更加智能化,提高计算机的某些性能;对数据的分析可以让人们获取新的知识。

2.2 机器学习分类

按照学习方式分类,可以将机器学习分为监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习四种类型。1)监督学习。监督学习是指从标注数据中学习预测模型的机器学习问题,学习输入到输出的映射的统计规律。2)无监督学习。无监督学习是指从无标注数据中学习预测模型的机器学习问题,学习数据中的统计规律或潜在结构。3)半监督学习。半监督学习是指利用标注数据和未标注数据学习预测模型的机器学习问题,利用未标注数据中的信

息,辅助标注数据进行监督学习,以较低成本达到较好的学习效果。4)强化学习。强化学习是指智能系统在与环境的连续互动中学习最优行为策略的机器学习问题,本质是学习最优的序贯决策^[5]。

按照技巧分类,机器学习算法主要分为回归算法、核方法以及神经网络等。1)回归算法。回归算法是一种通过将预测值与实际结果的差距最小化,进而得到输入特征最佳组合方式的一类算法。2)核方法。核方法是使用核函数表示和学习非线性模型的一种机器学习方法,可用于监督学习和无监督学习^[5]。3)神经网络。神经网络是由具有适应性的简单单元组成的广泛并行互连的网络,它的组织能够模拟生物神经系统对真实世界物体所做出的交互反应^[6]。

3 基于机器学习的BOTDA传感系统温度提取技术研究进展

BOTDA利用光纤的受激布里渊散射(SBS)效应实现温度/应变等分布式传感测量^[7-8]。图1为基于BOTDA的光纤温度传感系统原理图^[9]。首先将可调激光器产生的连续光分为两路,一路的连续光经调制器调制生成探测光,并传输到传感光纤(FUT)中;另一路的连续光经调制器形成泵浦脉冲,随后泵浦脉冲通过光环行器注入到FUT中。在FUT中,当相向的探测光和泵浦脉冲的频差接近FUT的布里渊频移(BFS)时,泵浦脉冲的能量会转移给探测光,进而放大探测光^[10-11],即在传感光纤中发生SBS效应^[12-15]。通过改变两束光的频差即可得到传感光纤的布里渊增益谱(BGS)^[16-18],BGS是布里渊增益系数沿频率分布的情况,随后对BGS进行洛伦兹曲线拟合(LCF)即可得到光纤沿线的BFS分布,根据BFS与温度变化的线性关系可获得温度

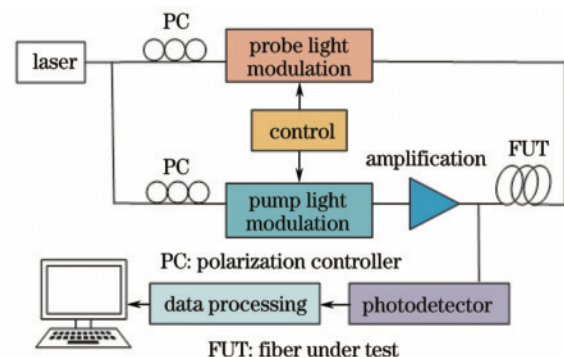


图1 基于BOTDA的光纤温度传感系统原理图^[9]

Fig. 1 Diagram of optical fiber temperature sensing system based on BOTDA^[9]

分布信息^[19-20]。

测量精度和算法运行时间是衡量 BOTDA 传感系统传感性能的重要指标,从而如何快速准确地获得传感系统的温度分布信息成为研究热点^[21]。采用传统的曲线拟合方法,通常算法运行时间较长,无法满足快速处理的需求,亦可能发生欠拟合现象,导致 BFS 提取误差较大^[22-24]。

近年来,机器学习技术快速发展并在图像处理^[25]、序列预测^[26]、自然语言处理^[27]等领域得到了广泛应用,采用机器学习相关算法对 BOTDA 传感系统的 BGS 进行处理而获得温度分布信息^[28],省略传统拟合方法的繁琐步骤、简化温度提取过程,可在保证测量精度的同时,提高算法鲁棒性和信号处理速度,为实现 BOTDA 传感系统温度实时监测提供有力支撑。因此,结合机器学习算法的优势进而快速准确地提取 BOTDA 传感系统温度分布信息具有重要研究意义。

温度提取领域主要采用的机器学习方法包括基于核方法的温度提取与基于神经网络算法的温度提取。在应用中,基于核方法的 BOTDA 传感系统温度提取采用的是支持向量机算法(SVM);基于神经网络算法的 BOTDA 传感系统温度提取主要采用的是全连接神经网络,也有部分是使用卷积神经网络。

3.1 基于核方法的 BOTDA 传感系统温度提取技术进展

SVM 是一种二类分类模型,它的基本模型是定义在特征空间上的间隔最大的线形分类器,用于分析数据并进行回归分类,具有较快的收敛速度^[29-30]。

传统的曲线拟合方法需要设置初始参数,可能导致 BFS 的估计不准确,且采用曲线拟合方法获取数据后处理传感信号所需的时间较长。2017 年, Wu 等^[29]提出基于 SVM 的 BOTDA 传感系统温度信息提取方法,将温度提取视为监督分类问题。图 2 为基于 SVM 算法提取 BGS 温度信息的原理,以 50 °C、60 °C 和 70 °C 为例,形成三个温度等级,将已知的 BGS-标签数据对一起作为训练样本,确定 SVM 模型的超平面和支持向量;在测试阶段,通过 SVM 模型预测 BGS 所属的温度类别。实验阶段使用基于理想 pseudo-Voigt 曲线(pVC)仿真的 BGS 作为输入,使用 SVM 算法提取温度。通过 2~14 dB 的信噪比(SNR)、10~80 ps 的泵浦脉冲宽度与 0~15 MHz 的扫频间隔的仿真 BGS 数据参数进行实验验证。结果表明,SVM 算法在不同 SNR 情况下均具有较好的温度提取精度,且能很好地适应不同泵浦脉冲宽度和扫频间隔。特别是采用 SVM 算法进行温度提取比 LCF 和 pseudo-Voigt 曲线拟合法(pVCF)的处理速度提高了约 100 倍。

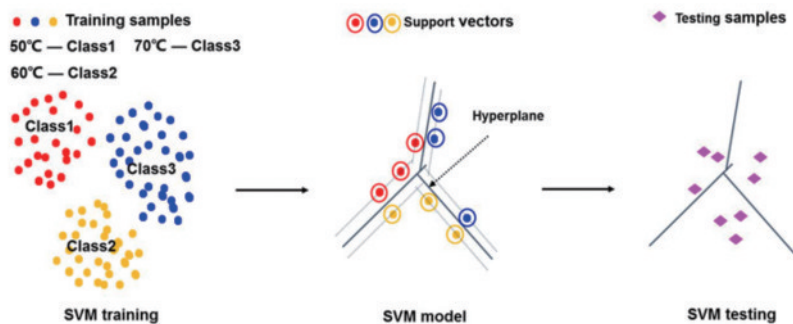


图 2 基于 SVM 提取 BGS 温度信息的原理^[29]

Fig. 2 Principle of using SVM to extract temperature information of BGS^[29]

针对基于 SVM 的 BOTDA 温度提取方法,在低 SNR 情况下,存在的精度不够的问题,2020 年, Zhu 等^[31]使用粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)和萤火虫算法(FA)优化 SVM 参数,进而提高 BOTDA 的温度提取精度。图 3 为采用优化 SVM 算法提取 BOTDA 传感系统中温度分布信息所需的两个独立的训练和测试步骤。其中,采用基于 pVC 的仿真 BGS 作为训练样本,经优化 SVM 算法

处理后,将输入曲线转化为不同的温标。通过改变 SNR、泵浦脉冲宽度和扫频间隔等参数进一步验证了算法的鲁棒性。当 SNR 超过 10 dB 时, PSO-SVM 具有最佳性能;当 SNR 小于 10 dB 时, GA-SVM 具有最佳性能,而 FA-SVM 具有最快的处理速度;特别在低 SNR 时, GA-SVM 与传统的 SVM 相比,测量精度提高了约 5.4 dB。结果表明采用上述三种优化算法后的 SVM 与未使用优化算法的

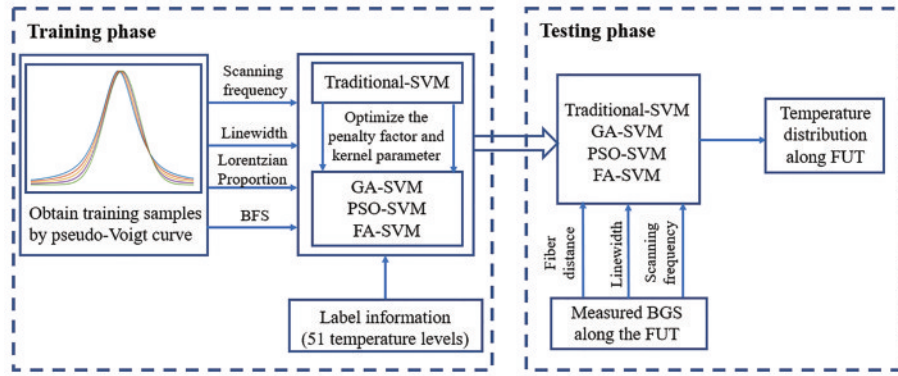


图 3 用优化 SVM 算法提取温度信息所需的训练和测试步骤示意图^[31]

Fig. 3 Schematic diagram of training and testing steps required to extract temperature information with optimized SVM algorithm^[31]

SVM 相比,温度提取的精度有明显的提升。

3.2 基于神经网络的 BOTDA 传感系统温度提取技术进展

神经网络是一种模仿生物神经网络结构和功能的数学模型或计算模型,在逼近能力、学习速度、模型的泛化等方面具有巨大优势,具有强大的非线性映射能力,可以拟合复杂的输入-输出对应关系,可在不降低温度测量精度的同时,节省算法运行时间,更加有利于实时监测^[32]。

Azad 等^[33-34] 针对曲线拟合方法在扫频间隔变大时,会大幅降低温度测量准确性等问题,将人工神经网络(ANN)用于提取 BOTDA 的温度分布信息。ANN 是一种人工设计的全连接网络,其典型结构如图 4 所示,由输入层、隐藏层和输出层组成,各层神经元通过权重相互连接。连接权重的优化过程是通过 BP 算法实现的,训练开始时会给定各层的受激函数并赋予所有权重随机初始值,在训练过程中调整各层权重的值,直到输入数据的实际输出与目标输出满足误差预设条件^[34]。Azad 等采用具

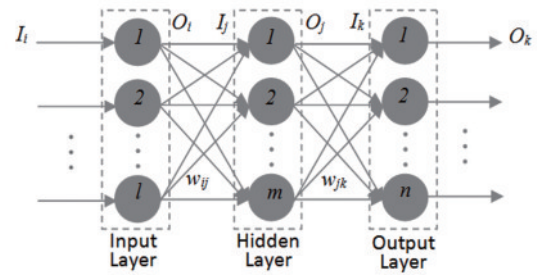


图 4 典型的 ANN 结构图^[28]

Fig. 4 Typical ANN structure diagram^[28]

有两层隐藏层的 ANN 来实现温度提取,其中 BGS 作为输入、对应温度作为输出。图 5 展示了用 ANN 提取 BOTDA 传感系统中温度分布信息所需的两个独立的训练和测试步骤。在训练阶段,已知的 BGS-温度数据对(与实验中的扫频间隔和步长相同)被用作 ANN 的输入和目标的输出来优化 ANN 中各层中的连接权重。训练完成后,把 BOTDA 实验系统测得的在 1、2、5、10、15 MHz 的扫频步长下的 BGS 作为 ANN 的输入,可直接在 ANN 的输出层

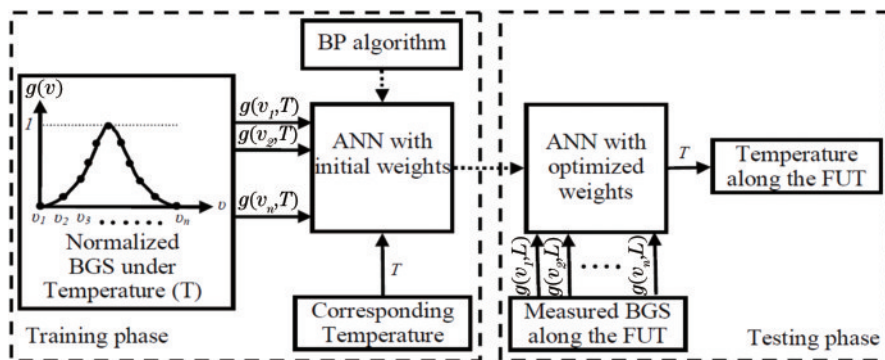


图 5 用 ANN 提取温度信息所需的训练和测试步骤示意图^[28]

Fig. 5 Schematic diagram of training and testing steps required to extract temperature information with ANN^[28]

得到温度分布信息。结果表明,在各个扫频间隔下,ANN 相比于 LCF 具有更小的均方根误差 (RMSE);ANN 在 15 MHz 间隔下的 RMSE 小于 LCF 在 5 MHz 间隔下的 RMSE,即 ANN 在较大扫频间隔条件下的提取精度比 LCF 在较小扫频间隔条件下更高,并能减少实验测量时间。

2019 年, Cao 等^[35]采用反向传播 (BP) 神经网络结合频谱相减法^[36]提取温度信息。BP 神经网络是一种按误差 BP 算法训练的多层前馈全连接网络,可由复杂非线性映射的特性确定频移信息。频谱相减法去除未发生频移的光纤段,仅处理携带传感信息的部分,从而降低了处理时间,但很难确定噪声谱的拟合阈值,结合神经网络可快速提取温度信息。网络结构如图 6 所示,包括输入层、隐藏层和输出层。Cao 等采用具有 19 层隐藏层的 BP 神经网络进行温度提取。图 7 展示了用 BP 神经网络提取温度信息的步骤示意图,将归一化的 BFS 信息作为训练样本,经 BP 神经网络处理后获得温度信息。通过实验对比 BP 神经网络算法、边缘检测方法以及 LCF 法,取 4000 组 30 °C 数据作为原始光谱, 50 °C

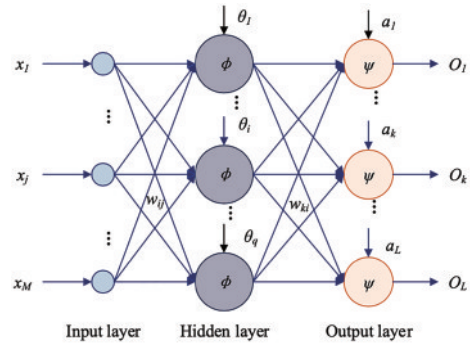


图 6 BP 神经网络的结构图^[35]

Fig. 6 Structure of BP neural network^[35]

数据作为测量光谱,结果表明 LCF 法、边缘检测算法和 BP 神经网络算法的偏差分别为 3.917%、1.769% 和 0.505%,检测时间分别为 504.400 s、59.600 s 和 41.900 s。BP 神经网络的时间复杂度分别为 LCF 法和边缘检测算法的 1/2 以及 1/9;频移剖面的精度与 LCF 法和边缘检测算法相比,分别提高了 79.4% 和 27.9%,即 BP 神经网络在算法运行时间和提取精度方面均优于边缘检测方法和 LCF 法。

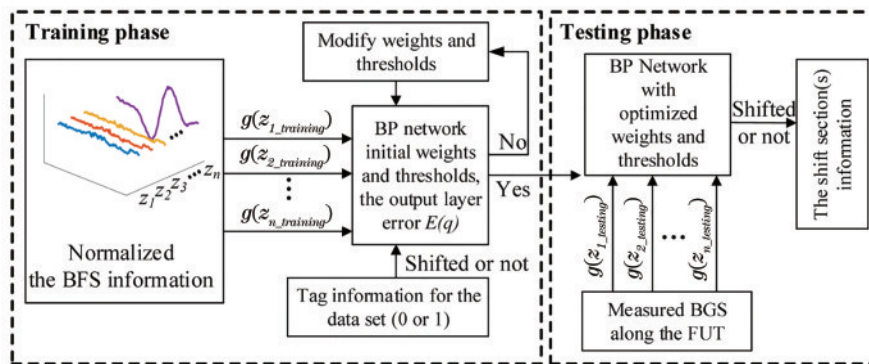


图 7 用 BP 神经网络提取温度信息所需的训练和测试步骤示意图^[35]

Fig. 7 Schematic diagram of training and testing steps required to extract temperature information with BP neural network^[35]

2017 年, Wang 等^[37]将深度神经网络 (DNN) 用于 BOTDA 温度信息提取, DNN 是一种深层全连接网络,通常由一个输入层、若干隐藏层和一个输出层构成, Wang 等采用具有两层自动编码隐藏层的 DNN 结构,如图 8 所示,输出 BGS 曲线以及对应的温度。在 DNN 训练阶段,先对所有的隐藏层和最后的输出层依次单独进行训练,起始输入值作为第一层隐藏层的输入值,最后一层隐藏层的输出值作为输出层的输入值, DNN 各个隐藏层均采用自编码器方式单独进行训练,所有层单独训练结束后,将输入层、各自编码器的编码部分输出层级联起来构成 DNN 的整体结构,通过 BP 算法优化权重,使得

输出与目标输出满足误差预设条件。通过仿真构造了以 0.1 °C 为间隔的 0~100 °C 温度范围、以 1 MHz 为间隔 40~70 MHz 谱宽的 BGS-温度数据对,对两层隐藏层的 DNN 进行训练,并通过实验对比 LCF 法,对加热到 50 °C 的光纤进行温度提取, LCF 和 DNN 的 RMSE 分别为 0.6769、0.6311,结果表明 DNN 方法与 LCF 法进行温度提取的精度相当,但前者能显著地减少测量时间。

2019 年, Wang 等^[38]采用 DNN 对 BOTDA 传感系统进行温度和应变信息的同时提取,其原理如图 9 所示。经 DNN 处理后,输出温度和应变信息。采用 DNN 进行温度和应变信息同时提取,无需求解两个

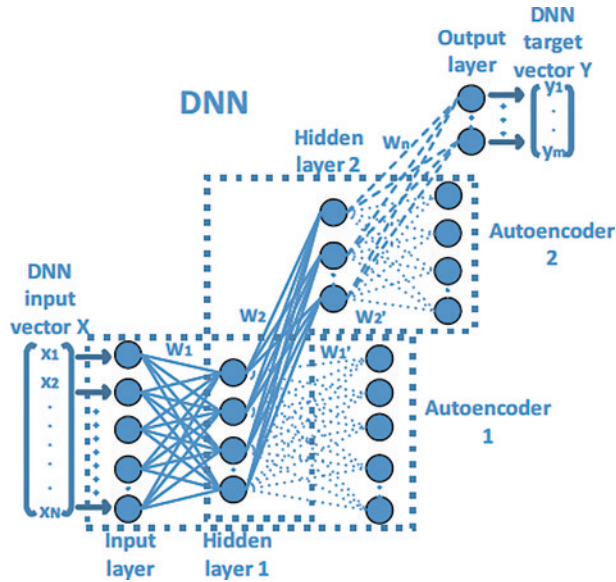


图 8 具有 2 个自动编码隐藏层的 DNN 结构^[37]

Fig. 8 Structure of DNN with 2 autoencoder hidden layers^[37]

BFS 方程,可直接从大有效面积光纤(LEAF)的 BGS 双峰同时提取温度和应变信息,并通过仿真生成大量含噪声的 BGS 数据作为训练样本。实验结果表明,在 24 km 长的 LEAF 中实现了 2 m 的空间分辨率,相较于传统的解调方法,基于 DNN 方法的测量精度提高了 5 倍,处理 60000 个 BGS 数据仅需 1.600 s,处理时间缩短了 3 个数量级。

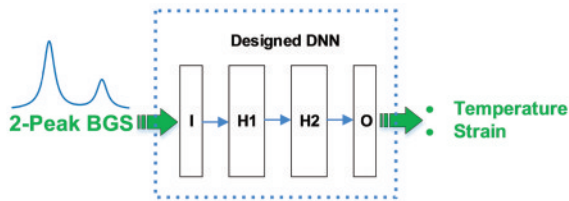


图 9 DNN 同时测量温度和应变的原理^[38]

Fig. 9 Principle of using DNN for simultaneous temperature and strain measurement^[38]

2019 年, Wu 等^[39]针对低采样情况下信号平滑、有用信息较少导致的低空间分辨率问题,利用前馈去噪卷积神经网络(DnCNN)对 BOTDA 传感系统进行实时降噪。DnCNN 的结构如图 10 所示,包括三种运算:卷积(Conv)、批标准化(BN)以及 ReLU 激活函数。Conv 运算可以使用不同的卷积滤波器从图像中提取不同的特征,BN 操作可以加快训练速度并提高去噪性能,采用 ReLU 激活函数目的是添加非线性因子。将不同扫频间隔下含噪声的 BOTDA 信号作为训练样本,经 DnCNN 处理后,输出对应的温度信息。经过训练的 DnCNN 模型可显

著改善低 SNR 时的温度提取精度,降低 BFS 提取的不确定性,在 500 MSa/s 的采样率下,训练后的 DnCNN 可将 1.7 MHz 频率不确定度降低到 0.2 MHz。在 GPU 上处理 151×50000 图像仅需 0.045 s,使得实时降噪成为可能,在采样率较低时,也不会观察到信号失真。



图 10 DnCNN 的结构^[39]

Fig. 10 Structure of DnCNN^[39]

针对传统神经网络易过拟合、易出现局部极小等缺点,2019 年, Wang 等^[40]采用极限学习机(ELM)提取 BOTDA 传感系统的温度信息。ELM 是一种单隐藏层前馈神经网络,输入层与隐藏层的连接权值、隐藏层的阈值可随机设定,且设定后不再调整;隐藏层与输出层的连接权值不需要迭代调整,通过解方程组方式一次性确定。其无需通过耗时的 BP 优化网络参数,具有较高的训练效率和较低的错误率。ELM 网络结构如图 11 所示,采用基于 pVC 的仿真 BGS 作为训练样本,经 ELM 网络处理后,将输入曲线转化为不同的温标。实验对比了 ELM 算法与常规曲线拟合方法(CFM),结果表明,对 50 °C 的

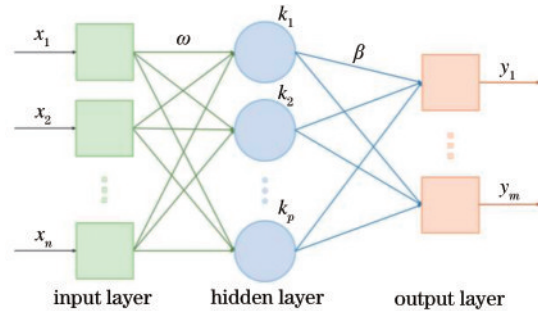


图 11 三层 ELM 结构^[41]

Fig. 11 Structure of ELM with three layers^[41]

光纤进行温度提取,当扫频间隔为 2 MHz 时,CFM 和 ELM 的 RMSE 分别为 0.2300 和 0.2200,二者 RMSE 近似相等;而当扫频间隔为 16 MHz 时,CFM 和 ELM 的 RMSE 分别为 2.3800 和 1.3600,二者相差较大,即在较大的扫描间隔下,ELM 网络也具有更高的精度与更好的测量误差容限。

针对传统神经网络方法需要对以不同扫频间隔采样的 BGS 设计不同的网络进行处理的问题。2020 年, Zhang 等^[41]提出一种具有较高泛化能力的

核极限学习机(K-ELM)的BOTDA温度提取方法。K-ELM使用核函数替代ELM隐藏层映射,核函数具有良好的逼近能力和较强的稳定性,相比于传统ELM具有更高的测量精度和更好的鲁棒性。针对不同频率扫描间隔的BGS数据,通过补零将其填充为统一长度后使用K-ELM进行温度提取。结果显示,仅使用1 MHz仿真BGS曲线作为训练样本的K-ELM模型在高频率采样步长下具有与LCF相当的精度,在15 MHz和20 MHz情况下,RMSE为2左右,明显小于LCF和以对应采样步长仿真BGS训练的ELM模型。此外,在不同SNR、泵浦脉宽情况下,K-ELM算法均具有与LCF法相当或更高的精度。在5 MHz的扫频间隔条件下,K-ELM提取40000组BGS温度所需时间为2.470 s,分别比LCF和ELM算法快120倍和720倍,有利于BOTDA传感系统的实时性处理。

2020年,Zhang等^[42]采用回声状态网络(ESN)进行BOTDA传感系统的温度提取。ESN是一种递归神经网络,具有对时序问题进行建模的能力,其网络模型如图12所示。在ESN中引入储备池替代全连接层,储备池产生一个随输入不断变化的复杂动态空间,通过对内部状态的线性组合得到对应输出。储备池规模为储备池中神经元个数,规模较小容易出现欠拟合现象、规模较大容易出现过拟合现象,从而会影响网络的泛化性能。控制储备池稀疏程度可以控制模型的计算量、改变模型的非线性逼近能力,其值越大,非线性逼近能力越强。将BGS作为训练样本,经ESN算法处理后,输出为不同的温标。通过改变SNR、泵浦脉冲宽度和扫频间隔等参数进行实验验证,对比1 MHz扫频间隔的40 km光纤收集到的BGS数据,结果表明,ESN、LCF与pVCF的处理时间分别为17.850 s、367.380 s和395.620 s,即ESN与LCF法的精度相当,但信号处理速度提高了20倍。

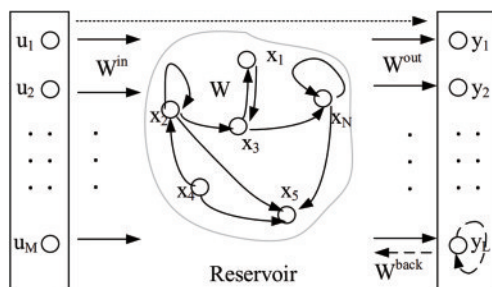


图 12 ESN的结构^[41]

Fig. 12 Structure of ESN^[41]

4 结束语

综述了基于机器学习的BOTDA温度提取技术,阐述了BOTDA传感系统温度测量原理,并分别介绍了几种基于机器学习算法及其在BOTDA传感系统温度分布信息提取中的研究进展。与传统方法中的拟合过程相比,各类机器学习算法在完成训练过程后,在测试阶段对数据进行处理所需的时间均非常短,因此,采用机器学习方法进行BOTDA温度提取可在不降低测量精度的同时,显著缩短信号处理时间,但其也具有一定的局限性,即训练过程需要大量的数据且数据量对训练的影响较大。此外,基于机器学习的方法都基于独立同分布的假设,从而对训练数据的要求较高,但现有方法对实际情况下的泛化能力仍有不足。下一步的工作可对机器学习及其各类网络模型进行优化,以减少训练所需的数据量,提升泛化能力,进而获得更好的温度提取准确度,特别是低SNR和大扫频间隔情况下的测量精度,提高数据处理速度,并进一步研究同时进行温度和应变分布信息提取的新技术,从而使其真正成为适用于BOTDA传感系统数据处理的实用、成熟的技术方法。

参 考 文 献

- [1] Dong Y K, Zhou D W, Teng L, et al. Principle of Brillouin dynamic grating and its applications in optical fiber sensing[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(7): 075201.
董永康,周登望,滕雷,等.布里渊动态光栅原理及其在光纤传感中的应用[J].物理学报,2017,66(7):075201.
- [2] Liao Y B, Yuan L B, Tian Q. The 40 years of optical fiber sensors in China[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(3): 0328001.
廖延彪,苑立波,田芊.中国光纤传感40年[J].光学学报,2018,38(3):0328001.
- [3] Cai H W, Ye Q, Wang Z Y, et al. Progress in research of distributed fiber acoustic sensing techniques[J]. Journal of Applied Sciences, 2018, 36(1): 41-58.
蔡海文,叶青,王照勇,等.分布式光纤声波传感技术研究进展[J].应用科学学报,2018,36(1):41-58.
- [4] Kumar G. A survey on machine learning techniques in health care industry[J]. International Journal of Recent Research Aspects, 2016, 3(2): 128-132.

- [5] Li H. Statistical learning methods[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2019.
李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2019.
- [6] Zhou Z H. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [7] Zhou Z C, Wang X L, Su R T, et al. Application of distributed fiber sensing in fiber lasers[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(8): 080006.
周子超, 王小林, 粟荣涛, 等. 分布式光纤传感在光纤激光中的应用研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(8): 080006.
- [8] Wang J J, Li Y Q. Review of methods for improving performance of Brillouin optical time-domain analysis system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 110003.
王健健, 李永倩. 布里渊光时域分析系统性能提高方法综述[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 110003.
- [9] Wang T, Tian F, Tang W Q, et al. Brillouin frequency shift extraction method for distributed optical fiber temperature sensing system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(17): 170631.
王婷, 田凤, 汤文青, 等. 分布式光纤温度传感系统的布里渊频移提取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(17): 170631.
- [10] Zhou D W, Wang B Z, Ba D X, et al. Fast distributed Brillouin optical fiber sensing for dynamic strain measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(3): 0328005.
周登望, 王本章, 巴德欣, 等. 用于动态应变测量的快速分布式布里渊光纤传感[J]. 光学学报, 2018, 38(3): 0328005.
- [11] Boyd R W. Nonlinear optics [M]. 3rd ed. New York: Academic Press, 2008.
- [12] Zhou D W, Dong Y K, Wang B Z, et al. Slope-assisted BOTDA based on vector SBS and frequency-agile technique for wide-strain-range dynamic measurements[J]. Optics Express, 2017, 25(3): 1889-1902.
- [13] Hu J H, Xia L, Yang L, et al. Strain-induced vibration and temperature sensing BOTDA system combined frequency sweeping and slope-assisted techniques[J]. Optics Express, 2016, 24(12): 13610-13620.
- [14] Soto M A, Bolognini G, Pasquale F D. Analysis of pulse modulation format in coded BOTDA sensors [J]. Optics Express, 2010, 18(14): 14878-14892.
- [15] Minardo A, Bernini R, Zeni L. Spatial resolution enhancement in preactivated BOTDA schemes by numerical processing[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2012, 24(12): 1003-1005.
- [16] Li Y Q, An Q, Li X J, et al. Optical fiber sensing technology based on loss vector Brillouin optical time domain analysis[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(9): 0906004.
李永倩, 安琪, 李晓娟, 等. 损耗型矢量布里渊光时域分析光纤传感技术[J]. 光学学报, 2016, 36(9): 0906004.
- [17] 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.
蒋鹏, 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.
- [18] Jia Z A, Xu C, Liu Y G, et al. Research of temperature sensing technology based on Brillouin scattering optical time domain analysis[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2015, 13(2): 54-57.
贾振安, 徐成, 刘颖刚, 等. 基于布里渊散射光时域分析的温度传感技术研究[J]. 光学与光电技术, 2015, 13(2): 54-57.
- [19] Peng Y C, Qian H, Lu H, et al. New research progress on distributed optical fiber sensor technique based on BOTDA[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(10): 100005.
彭映成, 钱海, 鲁辉, 等. 基于BOTDA的分布式光纤传感技术新进展[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(10): 100005.
- [20] Huang W F, Wang X C, Wang J F, et al. Temperature characteristic of stimulated Brillouin scattering in single-mode fiber[J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40(4): 0405001.
黄文发, 汪小超, 王江峰, 等. 单模光纤中受激布里渊散射的温度特性[J]. 中国激光, 2013, 40(4): 0405001.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] Koyamada Y, Sato S, Nakamura S, et al. Simulating and designing Brillouin gain spectrum in single-mode fibers[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2004, 22(2): 631-639.
- [24] Shang Q F, Hu Y T, Liu W. Research on Brillouin frequency shift extraction method of BOTDA sensing system[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2017, 38(5): 633-638, 669.
尚秋峰, 胡雨婷, 刘薇. BOTDA 传感系统的布里渊频移提取方法研究进展[J]. *半导体光电*, 2017, 38(5): 633-638, 669.
- [25] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [26] Kuremoto T, Kimura S, Kobayashi K, et al. Time series forecasting using a deep belief network with restricted Boltzmann machines [J]. *Neurocomputing*, 2014, 137: 47-56.
- [27] Collobert R, Weston J, Bottou L, et al. Natural language processing (almost) from scratch[EB/OL]. (2011-03-02) [2021-01-20]. <https://arxiv.org/abs/1103.0398>.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 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): 1-11.
- [31] 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*, 2020, 12(1): 1-14.
- [32] 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.
- [33] Azad A K, Wang L, Guo N, et al. Temperature sensing in BOTDA system by using artificial neural network [J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(20): 1578-1580.
- [34] Yu C Y, Wang B W, Wang L, et al. The application of neural network in Brillouin optical time domain analyzer for temperature extraction[J]. *Study on Optical Communications*, 2017(6): 42-47.
余长源, 王碧炜, 王亮, 等. 神经网络在布里渊光时域分析仪温度提取中的应用[J]. *光通信研究*, 2017(6): 42-47.
- [35] Cao Z Y, Guo N, Li M H, et al. Back propagation neural network based signal acquisition for Brillouin distributed optical fiber sensors[J]. *Optics Express*, 2019, 27(4): 4549-4561.
- [36] Yu K L, Guo N, Cao Z Y, et al. Fast information acquisition using spectra subtraction for Brillouin distributed fiber sensors[J]. *Optics Express*, 2019, 27(7): 9696-9704.
- [37] 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: 1-4.
- [38] 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.
- [39] 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.
- [40] 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.
- [41] 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.
- [42] Zhang Y F, Li Y J, Cheng L, et al. Fast temperature extraction via Echo State Network for BOTDA sensors [C]//Asia Communications and Photonics Conference/International Conference on Information Photonics and Optical Communications 2020 (ACP/IPOC), October 24-27, 2020, Beijing. Washington, D.C.: OSA, 2020: M4A.81.