

基于径向基函数神经网络直接提取布里渊散射谱温度的方法

隋阳**, 孟钊楠, 董玮*, 张歆东

吉林大学电子科学与工程学院集成光电子国家重点联合实验室, 吉林 长春 130012

摘要 为了简化布里渊散射提取温度的步骤并提高提取精度, 提出利用径向基函数神经网络直接通过布里渊散射谱获取温度特征的一种新方案; 将各温度布里渊散射谱作为训练集计算出温度模型, 将待测布里渊散射谱直接输入至模型即可获得温度; 对比平滑拟合、反向传播神经网络、径向基函数神经网络 3 种方案对温度测量的效果, 分别选取扫频频率间隔为 0.175, 1, 5, 10, 20 MHz 时的 77 组数据, 并对不同线宽进行扩展。结果表明: 基于径向基函数神经网络方法的均方根误差较小, 且随步进频率增加而增长缓慢; 步进频率为 20 MHz 时, 单线宽误差达到 0.8002 °C, 多线宽误差为 1.0814 °C, 分别是平滑拟合测量温度方法误差的 33.04% 和 42.88%, 是反向传播神经网络均方根误差的 40.25% 和 55.89%; 基于径向基函数神经网络的方法在一定程度上减少了计算步骤, 提高了收敛性。

关键词 散射; 直接提取; 径向基函数神经网络; 温度特征; 布里渊散射

中图分类号 O437.2

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1229001

Method for Direct Temperature Extraction of Brillouin Scattering Spectra Based on Radial Basis Function Neural Network

Sui Yang**, Meng Chuannan, Dong Wei*, Zhang Xindong

State Key Joint Laboratory of Integrated Optoelectronics, College of Electronic Science and Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China

Abstract To simplify the temperature extraction steps for Brillouin scattering and also improve the extraction precision, we propose a new method for directly obtaining the temperature characteristics of Brillouin gain spectra based on the radial basis function neural network. The Brillouin scattering spectra at various temperatures are used as the training set to establish the temperature model. The temperature can be obtained through directly inputting the Brillouin spectra into the model. The effects of three methods of smooth fitting, back propagation neural network and radial basis function neural network on the temperature measurements are compared. In the experiment, 77 groups of data at sweeping frequency intervals of 0.175, 1, 5, 10, and 20 MHz are selected and also those at different linewidths are expanded. The results show that, the root-mean-square error (RMSE) based on the radial basis function neural network is relatively small. Moreover, the RMSE increases slowly with the increase of step frequency. When the step frequency is 20 MHz, the error of single line width is up to 0.8002 °C and that of multiple line width is 1.0814 °C, 33.04% and 42.88% of that by the smooth fitting method, and 40.25% and 55.89% of that by the back propagation neural network, respectively. The convergence is improved to a certain extent as a result of calculation step reduction in the method based on the radial basis function neural network.

Key words scattering; direct extraction; radial basis function neural network; temperature characteristic; Brillouin scattering

OCIS codes 290.5830; 280.4788; 200.4260

1 引 言

在基于布里渊散射的光时域传感系统中, 当抽

运光和探测光在传感光纤中相遇并满足布里渊散射条件时, 就会发生布里渊散射, 散射信号由探测光携带并进入终端进行数据处理, 进而可以获得温度和

收稿日期: 2018-03-30; 修回日期: 2018-07-23; 录用日期: 2018-07-28

基金项目: 吉林省科技发展计划(20160519010JH, 20170204006GX, 20180201032GX)

* E-mail: dongw@jlu.edu.cn; ** E-mail: suiyang16@mail.jlu.edu.cn

应变信息。数据处理一般包括利用 LabVIEW 软件采集数据或结合动态链接库 (DLL) 采集数据^[1-3], 以及布里渊散射信号的累加、平均、拟合、寻峰, 计算布里渊频移等过程。基于布里渊散射的光时域传感系统以光纤作为传感介质和传输信道介质, 具有灵敏度高、体积小、质量小等优点, 适用于公路隧道、石油管道^[4-5]等结构的健康检测, 以及光纤激光器等热敏感器件的保护^[6]等。2017 年, Dominguez-Lopez 等^[7]利用差分脉冲对 (DPP) 技术实现了 10 km 以上 1 cm 的空间分辨率。为了精确测量温度和应变^[8], 需要对布里渊频谱进行拟合, 以提高传感测量精度, 拟合方法包括 Levenberg-Marquardt 非线性最小二乘法、最优化参数估计^[9-10]、平滑拟合、5 次多项式拟合、径向基函数神经网络 (RBFNN) 拟合^[11]等。此外, 三次数据融合 (TTDF) 与布谷鸟牛顿搜索 (CNS) 混合拟合^[12]也取得了较好的效果, 反向传播神经网络 (BPNN) 混合拟合^[13]在信噪比为 10 dB 时仿真的拟合度均大于 0.96, 互相关卷积与高阶矩质心^[14]、遗传-粒子群 (GA-PSO) 混合算法^[15]也取得了较好的效果。但这些方法都是通过计算布里渊频移得到温度信息的。本文利用直接提取温度的方法代替传统的拟合方法, 在 BPNN^[16]的基础上, 提出使用基于 2-范数欧式距离的 RBFNN 直接提取温度特征。将光纤放在温度为 16.5~80 °C 的恒温水浴锅中加热, 采集不同温度下的布里渊增益谱, 以不同温度下的布里渊增益谱信号及其对应的温度作为高维训练集进行训练, 以获得温度特征模型。训练过程中将输入样本和节点中心按距离权值相乘, 形成高维到一维的映射。考虑到不同测试环境线宽的变化对温度精度的影响, 对数据进行增强处理, 以得到适用性较高的模型。该方法不依赖于温度系数和公式, 简化了传统拟合的步骤, 在步进频率较大时, 特别是在 10, 20 MHz 等较大扫频频率时仍能保持较高的精度。

2 布里渊散射谱提取温度的方案

2.1 布里渊散射模型

布里渊散射是入射光与声波相互作用产生的散射现象。布里渊增益谱 (BGS) 在理想情况下表现为 Lorentz 型, 即

$$g(\nu) = g_0 \frac{(\Delta\nu_B/2)^2}{(\nu - \nu_B)^2 + (\Delta\nu_B/2)^2}, \quad (1)$$

式中: g 为布里渊散射谱增益; g_0 为布里渊频谱峰值增益系数; ν 为横轴频率; ν_B 为布里渊频谱增益的峰值频率, 即布里渊频移 (Brillouin Frequency

Shift, BFS); $\Delta\nu_B$ 为布里渊频谱的半峰全宽。在实际情况下, 布里渊散射谱表现为 2 种曲线型的权重叠加, 如图 1 所示, 布里渊曲线为 Gauss 曲线与 Lorentz 曲线按 1:1 权值叠加。

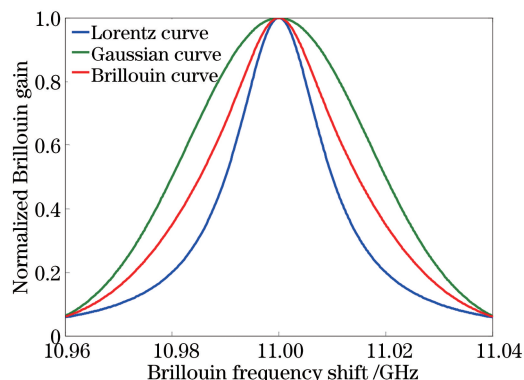


图 1 布里渊散射增益谱

Fig. 1 Brillouin scattering gain spectra

零应变时布里渊频移与温度的变化关系为

$$\nu_B(T, 0) = \nu_B(T_r, 0)[1 + C_T(T - T_r)], \quad (2)$$

式中: T 为温度自变量; T_r 为参考温度; C_T 为温度系数; $\nu_B(T, 0)$ 为 T 温度下的布里渊频移; $\nu_B(T_r, 0)$ 为无应变的布里渊频移。(2) 式表明, 布里渊频移与温度呈线性关系。为了求解此线性关系, 可采用拟合的方法对布里渊散射谱进行拟合寻峰, 找到布里渊频移点后再求线性关系, 从而得到温度。但该方法的步骤较多。另一种方法是使用端对端神经网络直接输入布里渊散射谱而得到温度。

2.2 提取温度的流程

RBFNN 和拟合方法温度测量流程如图 2 所示, T_1, T_2, \dots, T_n 分别为不同温度下的布里渊增益谱。其中: 左侧为 RBFNN 直接提取温度方法的流程, 训练阶段将采集到的波形进行训练就可以得到网络模型, 在测试阶段只需将待测波形输入网络即可获得温度; 右侧拟合方法需要对布里渊频谱进行拟合寻峰后再次进行线性拟合, 计算温度系数, 将测量波形拟合寻峰后, 根据温度系数获取温度信息。从流程上看, RBFNN 算法的步骤比拟合方法的步骤少, 在使用阶段更直接、快速。

2.3 RBFNN 原理

利用神经网络提取温度可以发挥其端到端的优势。BPNN 是最普遍的浅层神经网络, 但易陷入局部最小, 收敛较慢。深度神经网络适合解决较复杂的计算机视觉、自然语言处理等大规模数据处理和语义层面上的问题, 在小规模数据集上易出现过拟合, 并且参数繁多, 预测速度较慢。因此, 本课题组

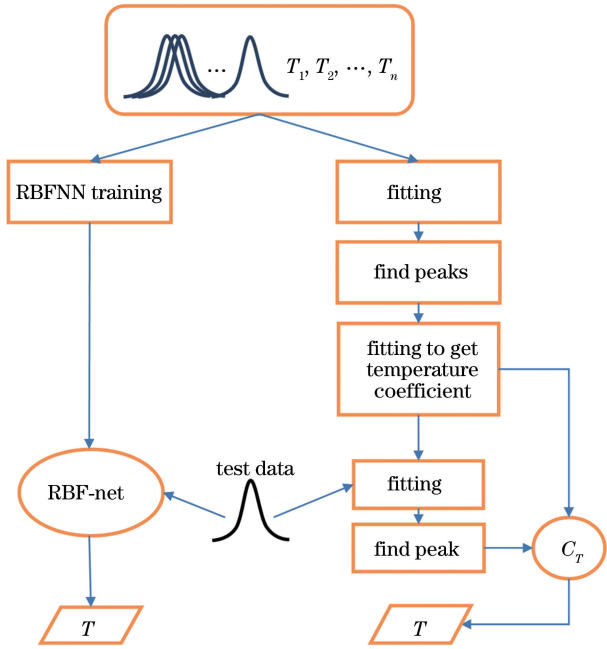


图 2 RBFNN 与拟合方法的温度测量流程图

Fig. 2 Flow chart of temperature measurements based on RBFNN and fitting methods

提出使用 RBFNN 对布里渊散射谱进行处理, 这样既能利用其快速收敛性和距离敏感性的优点, 又能避免深度网络过拟合的缺点。

RBFNN 结构如图 3 所示。RBFNN 以神经元为节点, 输入神经元在隐层通过线性加法结构及核函数运算得到输出, 神经网络单隐层前馈结构以输入向量和隐层中心的距离作为变量, 适合用于相似布里渊波形线性温度分析。

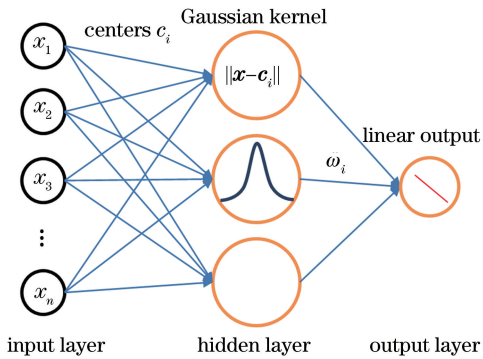


图 3 RBFNN 结构

Fig. 3 Structural diagram of RBFNN

设 $X = (x_1, x_2, \dots, x_K)$ 是一个维度为 K 的高维布里渊散射谱。RBFNN 具有 M 个隐层节点, 输出的一般形式为

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^M \omega_i \varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|), \quad (3)$$

式中: $F(\mathbf{x})$ 为输出的预测温度; \mathbf{x} 为布里渊散射谱; \mathbf{c}_i

为第 i 个基函数的中心; ω_i 为权值; $\varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|)$ 代表 \mathbf{x} 与 \mathbf{c}_i 的 2-范数欧式距离。推广到 Gauss 函数的一般形式为

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^M \omega_i \exp \frac{-\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma^2}, \quad (4)$$

式中: σ 为 Gauss 核的宽度参数。将类 Gauss 曲线的布里渊频谱输入至具有 Gauss 核函数的网络中, 调整 σ 使网络具有近距离选择性, 就可以充分利用布里渊频谱在基函数中心的特征。

3 实验与验证

为了验证所提方案的效果, 对拟合方法、BPNN 和 RBFNN 这 3 种方案进行对比。搭建如图 4 所示的不同温度条件下布里渊增益谱测试系统, 入射光由 1550 nm 激光器(LD)发出, 进入 5:5 耦合器后分为上、下两个支路。上支路光经过电光调制器(EOM)和掺铒光纤放大器(EDFA)后进入光隔离器(OI), 然后进入高非线性光纤中, 作为受激布里渊散射效应的信号光。电光调制器的射频信号由矢量网络分析仪(VNA)输入, 直流信号源(DC)用来调整电光调制器的工作点。下支路光经 EDFA 放大后, 经由环形器进入高非线性光纤中作为抽运光与上支路的信号光相遇, 发生受激布里渊散射, 散射信号由信号光携带, 通过光电探测器(PD)进入 VNA, VNA 上可以显示出布里渊增益谱。改变恒温水浴箱(WB)的温度, 可以得到不同温度下的布里渊增益谱曲线。

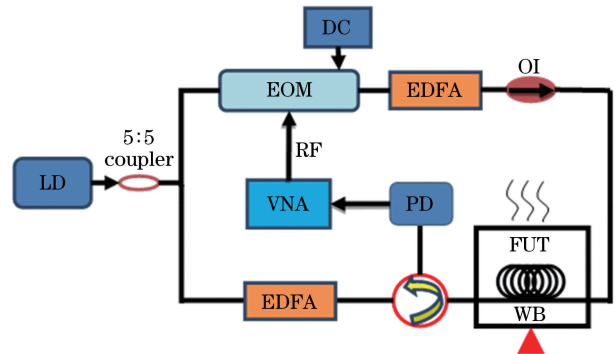


图 4 布里渊增益谱测试系统结构

Fig. 4 Structural diagram of Brillouin gain spectrum test system

实验采集温度为 16.5~80 °C 的 77 组布里渊增益频谱数据, 每组数据横坐标的维数为 1601。首先将上述步骤不同温度下提取的布里渊增益谱依次分成频谱-温度匹配对, 得到 77 对样本, 随机选择 66 对样本作为训练集。因不同温度下测得的频谱图幅度具有一定差异, 因此引入归一化方法。图 5 所示为训练集中 45 °C 时不同同步进频率的布里渊频谱。

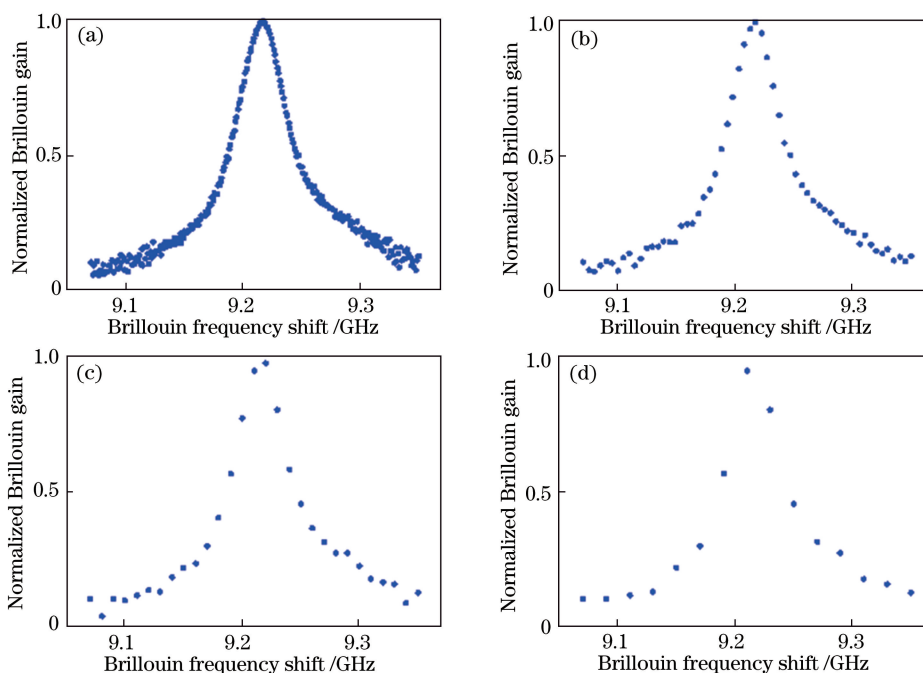


图 5 45 °C 时不同扫频频率的布里渊频谱。(a) 1 MHz; (b) 5 MHz; (c) 10 MHz; (d) 20 MHz

Fig. 5 Brillouin spectra at different sweeping frequencies and at 45 °C. (a) 1 MHz; (b) 5 MHz; (c) 10 MHz; (d) 20 MHz

3.1 拟合方法

以平滑样条内插法对实验训练数据进行平滑拟合。以训练数据归一化后扫频频率为 20 MHz、温度为 45 °C 的布里渊增益谱线为例,如图 6 所示。

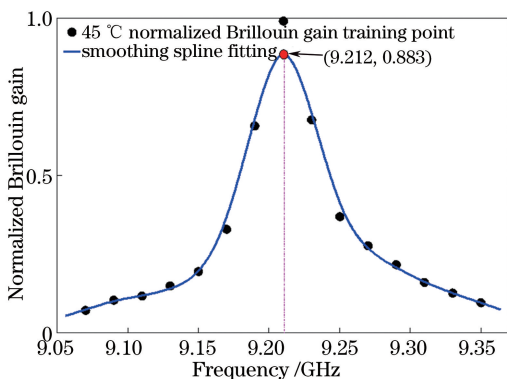


图 6 45 °C 时的布里渊频谱平滑拟合曲线

Fig. 6 Smooth fitting curve of Brillouin spectrum at 45 °C

将 66 组训练数据均通过上述拟合寻峰方法分别求得布里渊峰值点频移,对得到的 66 个布里渊频移峰值点进行一次线性拟合,拟合公式为 $f(v_B) = C_v T + b_v$,其中 $f(v_B)$ 为拟合布里渊频移, C_v 为温度频移系数, b_v 为温度频移截距,结果如图 7 所示,计算得到温度频移系数为 0.7628 MHz/°C。由上述公式推导可得 $T = C_v^{-1} [f(v_B) - b_v]$,温度系数 $C_T = C_v^{-1} = 1.31$ °C/MHz。测试点与拟合曲线的距离表示拟合方法产生的误差。用同一条红色拟合

结果线性回归线对测试布里渊频谱进行验证,偏差情况如图 8 所示,代表 11 个测试布里渊频谱的平滑拟合方法所得的布里渊频移。

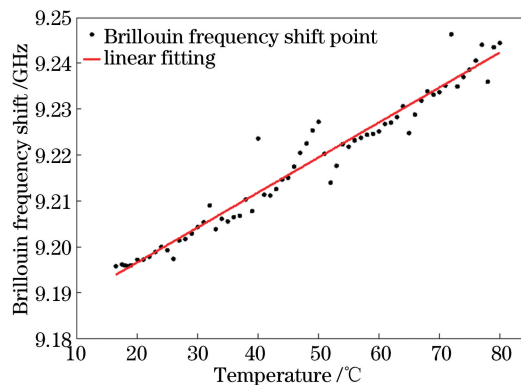


图 7 布里渊频移线性拟合

Fig. 7 Linear fitting of Brillouin frequency shift

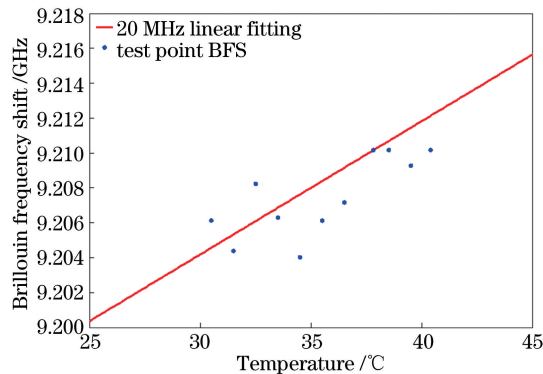


图 8 拟合方法产生的测试样本误差

Fig. 8 Errors of test samples using fitting method

3.2 RBFNN 与 BPNN 直接提取方法

以步进频率 0.175 MHz 为例,将布里渊增益频谱作为一组 1601 个点输入 RBFNN,经隐层处理后传递给输出层,得到 RBFNN 模型。选取温度分别为 30.5, 31.5, 32.5, 33.5, 34.5, 35.5, 36.5, 37.8, 38.5, 39.5, 40.4 °C 时非训练集中的测试数据集,对网络性能进行测试。作为对比,将相同的数据输入至 BPNN,经调节后,隐层神经元个数为 80 时的效果较好,Loss 为 0.0303 时收敛。测试结果如图 9 所示,其中斜线代表测量温度与理想预测温度相等,点与该线的距离代表预测温度与测量温度的偏差。频率测量点数 K 为 1601 时,扫频步进频率为 0.175 MHz, BPNN 的均方根误差 (RMSE) 为 0.807 °C, RBFNN 的 RMSE 为 0.448 °C。

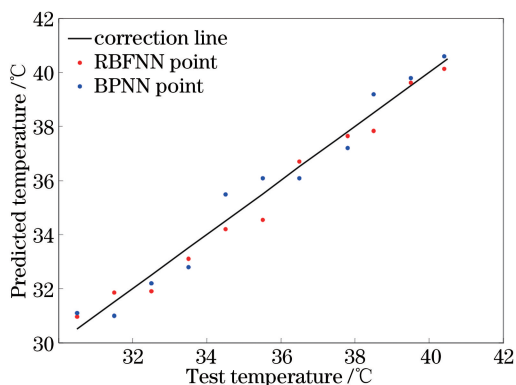


图 9 RBFNN 与 BPNN 在扫频频率为 0.175 MHz 时的测试误差
Fig. 9 Test errors of RBFNN and BPNN at sweeping frequency of 0.175 MHz

分别取 0.175、1、5、10、20 MHz 作为扫频频率,对上述 66 个训练集重新训练并测试, x_i 以不同的扫频频率间隔所取的点数及 K 值如表 1 所示。得到了 5 种不同扫频频率的 RBFNN,预测温度偏差如图 10 所示,其中斜线为校正线,5 种颜色的点与校正线的距离代表不同扫频频率时预测温度与实验测试温度的偏差。由图 10 可知,步进频率为 1 MHz 时的红色点靠近校正线,而步进频率为 20 MHz 时的棕色点与校正线偏差较大,即步进频率增大会影响温度的测量精度,但误差并没有大幅增加。

表 1 不同扫频频率下的参数

Table 1 Parameters at different sweeping frequencies

Sweeping frequency / MHz	Point number	K	σ
0.175	1	1601	2.77
1	6	267	1.20
5	28	58	0.50
10	57	29	0.30
20	114	15	0.20

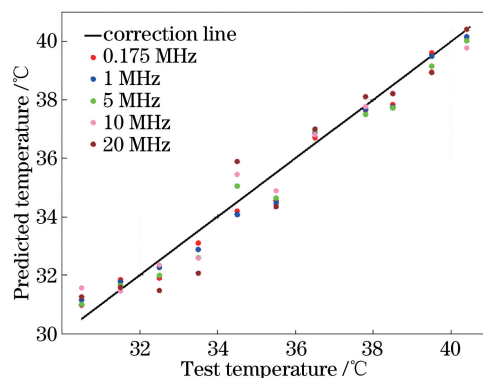


图 10 5 种不同扫频频率时的预测温度偏差
Fig. 10 Predicted temperature deviations at 5 different sweeping frequencies

3.3 3 种方案的对比结果

将 RBFNN 与 3.1 节中的平滑拟合及 BPNN 方法的精度进行对比,其中 BPNN 根据数据量调节隐层神经元的个数,得到的 RMSE 的对比结果如图 11 所示。由图 11 可知:在大步进频率下,以扫频频率即横轴为 20 MHz 为例, RBFNN 直接预测温度的 RMSE 达到 0.8002 °C;在 3 种方案中, RBFNN 的 RMSE 最小,在 20 MHz 步进频率情况下是平滑拟合的 33.04%,是 BPNN 的 40.25%,即温度测量精度分别提升了 66% 和 60%;随着步长增加, RBF 的 RMSE 具有最小的上升趋势。

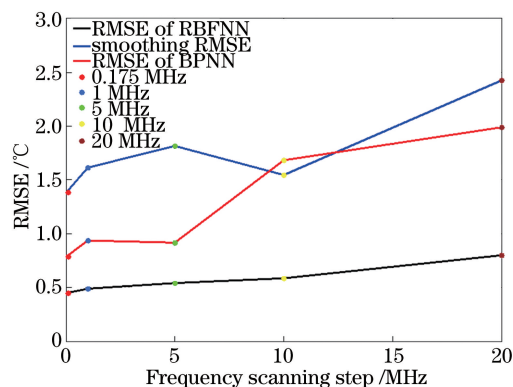


图 11 5 种不同扫频频率下 3 种方法的 RMSE
Fig. 11 RMSEs for 3 methods at 5 different sweeping frequencies

由于神经网络是直接从频谱中获取温度,而非通过拟合频谱寻找频移从而获取温度,因此布里渊散射谱的线宽会对测试精度产生影响,即上述模型只能在环境一致、线宽一致的情况下使用。为了克服测试环境与训练环境不一致的缺点,这里引入数据增强的方法,通过(1)式,并结合 3.1 节中各温度下计算的布里渊频移,手动改变线宽 $\Delta\nu_B$,得到不同线宽下的布里渊散射谱,并将其进行归一化处理,将

归一化后的布里渊散射谱作为各温度下单一线宽布里渊散射谱的补充。实验中以各谱线的线宽为基准,宽度上、下界各自独立地扩散 20 MHz,66 组数据扩展 41 倍,再次按上述步骤训练扫频频率为 0.175,1,5,10,20 MHz 时的 RBFNN 和 BPNN,得到数据增强后的适应能力较强的模型。11 条随机线宽的测试数据的 RMSE 如图 12 所示,其中 BPNN 因训练有波动而取 RMSE 最小时的训练模型作为对比,Loss 约为 0.0537 时收敛。由图 12 可知,20 MHz 时,RBFNN 在更稳健的多线宽模型下的 RMSE 达到 1.0814 °C,小于平滑拟合的 2.5221 °C 以及 BPNN 的 1.9348 °C,分别是其 RMSE 的 42.88% 和 55.89%,温度测量精度分别提升了 57% 和 44%。

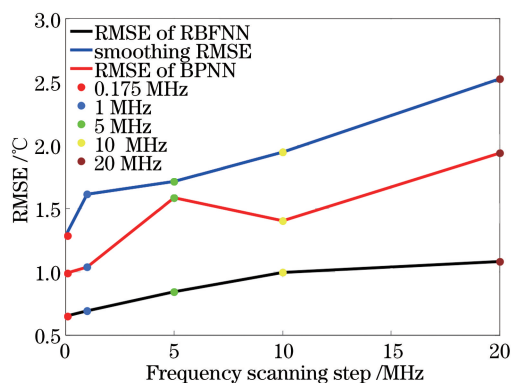


图 12 5 种不同扫频频率下 3 种方案扩展线宽后的 RMSE
Fig. 12 RMSEs for 3 methods after linewidth extension at 5 different sweeping frequencies

4 结 论

本课题组提出了一种基于 RBFNN 的直接提取布里渊温度信息的方法,将该方法与利用拟合布里渊频移求温度系数的方法、BPNN 直接提取布里渊温度信息的方法进行对比,并给出 RBFNN 的基函数宽度以供实验参考。考虑到测量时间的一般性,RBFNN 的 RMSE 在单线宽 20 MHz 扫频频率时达到 0.8002 °C,在步骤和精度上优于平滑拟合方法和 BPNN 方法,RBFNN 温度测量精度相对于这两方法分别提高了 66% 和 60%。这表明,基于欧氏距离的 RBFNN 更适合布里渊频谱温度的测量,在明显简化算法步骤的同时提高了可靠性。此外应考虑到每次测量过程中环境不一致导致结果的偏差,包括功率、脉冲宽度等影响因素,都会对测量装置产生一定影响,如探测光脉冲宽度减小时,布里渊谱线宽会展宽。在 RBFNN 提取温度的方法中,改变线宽

得到更多的散射谱数据对训练集进行数据增强,以减小线宽对测量精度的影响。扫频频率为 20 MHz 时,相比于平滑拟合和 BPNN 方法,RBFNN 方法的温度测量精度别提高了 57% 和 44%,在更加稳健的同时保持了较高的温度测量精度。在下一步研究中,可考虑在对布里渊频移影响较大的点处,如峰值点附近的若干幅度或半峰以上的幅值处,提取温度信息,预计会有更小的 RMSE。

参 考 文 献

- [1] Xu J, Zou X F, Wang J H. Realization of data acquisition with DLL in LabVIEW[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(5): 95-96, 67.
许剑, 邹小芳, 王建华. 在 LabVIEW 中利用 DLL 实现数据采集[J]. 微计算机信息, 2008, 24(5): 95-96, 67.
- [2] Ye F H, Zhou X C, Bai X Q, *et al.* Design of data acquisition program based on queued state machine in LabVIEW[J]. Modern Electronics Technique, 2010, 33(4): 204-207, 210.
叶枫桦, 周新聪, 白秀琴, 等. 基于 LabVIEW 队列状态机的数据采集系统设计[J]. 现代电子技术, 2010, 33(4): 204-207, 210.
- [3] Liu D S. The design of integrated control and data process in BOTDA system[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2012: 61.
刘东升. BOTDA 系统综合控制及数据处理设计[D]. 北京: 华北电力大学, 2012: 61.
- [4] Mirzaei A, Bahrampour A R, Taraz M, *et al.* Transient response of buried oil pipelines fiber optic leak detector based on the distributed temperature measurement[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2013, 65: 110-122.
- [5] Zheng Y L, Liu Y M. Summary of progress in optical fiber sensing technology for pressure pipeline leakage monitoring[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2014, 33(9): 15-17, 21.
郑元辽, 刘月明. 光纤传感监测压力管道泄漏技术进展综述[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(9): 15-17, 21.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Alahbabi M, Cho Y T, Newson T P. Comparison of the methods for discriminating temperature and strain in spontaneous Brillouin-based distributed sensors[J]. Optics Letters, 2004, 29(1): 26-28.
- [9] 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.
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.
- [10] Liang H, Zhang X P, Li X H, *et al.* Design and implementation of data fitting algorithm for Brillouin back scattered-light spectrum data [J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(4): 875-879.
梁浩, 张旭苹, 李新华, 等. 布里渊背向散射光谱数据拟合算法设计与实现[J]. 光子学报, 2009, 38(4): 875-879.
- [11] Liu Y, Fu G W, Zhang Y J, *et al.* A novel method for Brillouin scattering spectrum of distributed sensing systems based on radial basis function neural networks to extract features[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(2): 0206002.
刘银, 付广伟, 张燕君, 等. 基于径向基函数神经网络的传感布里渊散射谱特征提取[J]. 光学学报, 2012, 32(2): 0206002.
- [12] Zhang Y J, Liu W Z, Fu X H, *et al.* The high precision analysis research of multichannel BOTDR scattering spectrum information based on the TTDF and CNS algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(7): 1802-1807.
张燕君, 刘文哲, 付兴虎, 等. 基于 TTDF 和 CNS 算法的多路 BOTDR 散射谱信息高精度分析研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(7): 1802-1807.
- [13] Zhang Y D, Li J Q, Meng C N, *et al.* Hybrid optimization algorithm of Brillouin scattering spectra fitting[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2015, 27(9): 87-93.
张有迪, 李嘉琪, 孟钊楠, 等. 布里渊散射谱拟合的混合优化算法[J]. 强激光与粒子束, 2015, 27(9): 87-93.
- [14] Shang Q F, Hu Y T, Liu W. Feature extraction of Brillouin scattering spectrum based on cross-correlation convolution and high-order centroid calculation [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(11): 1106011.
尚秋峰, 胡雨婷, 刘薇. 基于互相关卷积与高阶矩质心计算的布里渊散射谱特征提取[J]. 中国激光, 2017, 44(11): 1106011.
- [15] Zhang Y J, Xu J R, Fu X H. Method of Brillouin scattering spectrum character extraction based on genetic algorithm and quantum-behaved particle swarm optimization hybrid algorithm [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(2): 0205002.
张燕君, 徐金睿, 付兴虎. 基于 GA-QPSO 混合算法的 Brillouin 散射谱特征提取方法[J]. 中国激光, 2016, 43(2): 0205002.
- [16] 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.