

多峰布里渊散射谱的拟合算法研究

高 原¹, 高建军¹, 杜佳豪¹, 孔维宾^{1,2,3}, 王如刚^{1,3}, 周 锋^{1,3}

(1.盐城工学院信息工程学院, 江苏 盐城 224051)

(2.东南大学毫米波国家重点实验室, 江苏 南京 210096)

(3.盐城工学院, 盐城市光纤传感及应用工程技术研究中心, 江苏 盐城 224051)

[摘要] 针对利用光纤多峰布里渊散射谱解决光纤传感技术中温度和应变同时检测不能获得精确的拟合曲线的问题, 将基于 K -means 聚类方法的 RBF 神经网络应用到光纤多峰布里渊散射谱的数据拟合中. 首先论述了径向基(RBF)神经网络和基于 K -means 聚类方法的理论知识; 其次利用 RBF 神经网络算法进行数据拟合, 得出不同扩散速度影响数据的拟合精度, 但是拟合曲线的光滑度和精度不能同时得到保证; 最后, 采用基于 K -means 聚类方法的 RBF 神经网络进行数据拟合, 获得了较为准确的拟合曲线, 均方误差较小.

[关键词] 多峰布里渊散射谱, RBF 神经网络, K -means 聚类方法, 曲线拟合

[中图分类号] TN248.1 [文献标志码] A [文章编号] 1001-4616(2019)01-0090-05

Research on the Fitting Algorithm of Multi-peak Brillouin Scattering Spectrum

Gao Yuan¹, Gao Jianjun¹, Du Jiahao¹, Kong Weibin^{1,2,3}, Wang Rugang^{1,3}, Zhou Feng^{1,3}

(1.School of Information Technology, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, China)

(2.State Key Laboratory of Millimeter Waves, Southeast University, Nanjing 210096, China)

(3.Yancheng Optical Fiber Sensing and Application Engineering Technology Research Center, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, China)

Abstract: In order to solve the problem that simultaneous detection of temperature and strain in optical fiber sensing technology cannot be accurately obtained by using fiber multi-peak Brillouin scattering spectrum, the RBF neural network based on K -means clustering method is applied to the data fitting of optical fiber multi-peak Brillouin scattering spectrum. Firstly, the theoretical knowledge of Radial Basis Function(RBF) Neural Network and K -means clustering method is described. Secondly, it is concluded that different diffusion speeds will affect the fitting accuracy of the data by using RBF neural network algorithm to fit the data. However, the smoothness and accuracy of fitting curves cannot be guaranteed simultaneously. The RBF neural network based on K -means clustering method is used to fit the data and get more accurate fitting curve, and the mean square error is small.

Key words: multi-peak Brillouin scattering spectrum, RBF neural network, K -means clustering method, curve fitting

分布式光纤传感器不仅具有传输信息的功能, 而且在输电线缆、油气管道、土木结构等重要设施的安全监控监测方面有着独特的优势, 应用前景十分广阔, 因此成为光纤传感领域的研究热点^[1-7]. 基于布里渊散射(stimulated Brillouin scattering, SBS)的分布式光纤传感技术可以实现温度/应变等多参数的测量, 与其他种类的分布式传感技术相比, 在空间分辨率、传感距离、测量精度等方面具有较大优势, 近年来得到了研究人员的广泛关注. 通过获取传感光纤上检测物理量随时间和空间变化的关系, 全分布式光纤传感器能够实现对被测对象的一维、二维及三维的分布式同时测量. 利用布里渊频移与应变和温度成线性关系, 基于光纤布里渊散射效应的全分布式光纤传感技术结合光时域反射技术和光时域分析技术获取应变

收稿日期: 2018-06-24.

基金项目: 国家自然科学基金(61673108)、东南大学毫米波国家重点实验室开放课题(K201731)、盐城工学院 2018 年优秀毕业设计(论文)培育项目.

通讯联系人: 孔维宾, 博士, 讲师, 研究方向: 电磁场与微波技术、光电技术等. E-mail: kongweibin2007@sina.com

和温度的全分布式的同时测量.但是,光纤中布里渊频移同时受到应变和温度的共同影响,仅仅依靠单一的布里渊频移无法精确分辨出该频移是由应变还是由温度所引起,从而导致交叉敏感问题,使得基于布里渊散射的全分布式光纤传感器的实用性受到极大限制.为解决此类问题,研究人员做了大量的研究,取得了一定的进展^[7-13].在这些研究中,利用大有效面积非零色散位移光纤(LEAF)的布里渊散射谱与应变和温度的关系,能够较好地解决布里渊散射光纤传感器的交叉敏感问题.在这个方法中,大有效面积非零色散位移光纤(LEAF)的布里渊散射谱的频移量精确拟合问题成为影响其测量精度的关键问题.梁浩等分析了BOTDR系统中光纤的受力长度小于空间分辨率时的情况^[9],由于系统只考虑了最大峰,造成了一定信息的丢失.肖尚辉等采用L-M非线性最小二乘算法对单峰布里渊散射谱进行拟合^[10].吕健刚等利用定积分法对布里渊背向散射光谱的单峰进行拟合^[11].但是对于多峰的情况拟合更加困难.赵丽娟等首先将多峰布里渊散射谱分割为几个单峰情况,然后对分割后的单峰布里渊散射谱利用L-M算法进行拟合^[12].这种策略可以完成对多峰布里渊散射谱的拟合,但是划分区间造成分区节点处拟合曲线不光滑,带来拟合误差.为了解决这个问题,采用径向基(Radial Basis Function, RBF)神经网络算法进行数据拟合,发现出现过拟合现象.这是由于选取的径向基函数中心不合理的原因造成的.为此进一步采用基于K-means聚类方法来确定RBF神经网络的径向基函数中心,然后在采用RBF神经网络算法进行数据拟合,很好地改善了数据拟合的效果,从而获得适合多峰布里渊散射谱的拟合算法.

1 径向基神经网络和K-means聚类算法

1.1 径向基神经网络(RBF)理论

径向基(RBF)神经网络是一种局部逼近网络,用来模拟人脑中局部调整、相互覆盖接收域的神经网络结构^[14-17].它包括输入层、隐含层、输出层3层,是一种前馈网络,其拓扑结构如图1所示.其中,输入层将外界环境与网络联系起来,由信号源节点组成;隐含层运用RBF实现由输入空间到隐空间的非线性变换,把线性不可分的问题转换成线性可分的问题加以解决,主要用来选取足够数量的中心;输出层主要对输入模式做出响应. RBF神经网络对非线性网络具有一致逼近性,能够处理系统内难以解析的规律性.

定义 $\Phi(x, y) = \phi(\|x - y\|)$ 为径向基函数,这里 $\|\cdot\|$ 指欧氏范数.一定条件下,径向基函数 $\phi(\|x - c\|)$ 可以逼近几乎所有函数(c 是一个固定值),从而把多元函数变成了一元函数.常见的径向基函数主要包括:

- (1) Gauss 分布函数 $\phi(r) = e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}}$.
- (2) Multi-Quadric 逆函数 $\phi(r) = (c^2 + r^2)^\beta$, 或 $\phi(r) = (c^2 + r^2)^{-\beta}$.
- (3) 薄板样条 $\phi(r) = r^{2k} \ln(r)$, 或 $\phi(r) = r^{2k+1}$.

采用以上径向对称的函数,自变量在偏移对称中心位置时,函数值快速下降.根据网络结构,设 N 为网络输入层节点个数,分别为 x_1, x_2, \dots, x_n .隐含层节点个数为 M 个.设 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$ 为基函数的中心, $\Phi(X, X_i)$ 为第 i 个隐含节点的基函数.设 P 为输出层节点个数,实际输出 $Y_k = [y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kp}]$,其中 k 为输入第 k 个样本.隐含层与输出层之间有一个阈值 Φ_0 ,它的输出恒为1,输出单元与其连接权值为 ω_{oj} .输入第 k 个样本,输出的结果可以表示为

$$y_{kj} = \omega_{oj} + \sum_{m=1}^M \omega_{mj} \Phi(X_k, X_m), \quad j=1, 2, \dots, J. \quad (1)$$

为了确定径向基函数的中心, RBF神经网络采用不同的学习算法.常见的学习策略有:正交最小二乘选取中心,有监督选取中心,随机选取固定中心,自组织选取中心等.

1.2 K-means 聚类算法

径向基函数的中心选取及方差的确定是RBF神经网络的关键,它决定了径向基函数的性能. K-means聚类算法是一种非监督实时聚类算法,属于自组织学习方法^[18-20]. K-means聚类算法的步骤为:

- (1) 选择初始聚类中心.

从输入样本中随机选择 K 个样本数据作为初始聚类中心 $c_i(0)$;

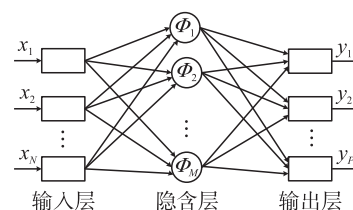


图1 RBF神经网络基本结构图

Fig. 1 Basic structure diagram of RBF neural network

(2) 选择训练样本.

从训练数据中随机取训练样本 X_k 作为输入;

(3) 选择合适的归类.

找到 $i(X_k)$ 满足 $i(X_k) = \operatorname{argmin}_i \|X_k - c_i(n)\|$, 也就是寻求训练样本 X_k 距离哪一个中心最近, 把它归结为该聚类中心的同一类;

(4) 寻求新的聚类中心.

由于加入了 X_k 使得第 i 类的聚类中心会发生变化, 新的聚类中心由下式计算

$$c_i(n+1) = \begin{cases} c_i(n) + \eta [X_k - c_i(n)], & i = i(X_k), \\ c_i(n), & \text{其他}, \end{cases} \quad (2)$$

式中, η 为学习步长, $0 < \eta < 1$;

(5) 判断算法是否收敛.

设定一个较小的阈值, 如果聚类中心的变化小于此阈值时则算法收敛. 否则重复(2)~(4)直到每个聚类收敛为止.

通过上面的步骤运算, 可以找出 $c_i(n)$, 记为 RBF 神经网络基函数的中心, 得到 K -means 的流程图如图 2 所示.

K -means 算法的空间复杂度是 $O(N)$. 时间复杂度是 $O(NKT)$, 其中 N 表示所有样本点的个数, T 是迭代次数, K 是聚类的数目 ($K \ll N$ 且 $T \ll N$).

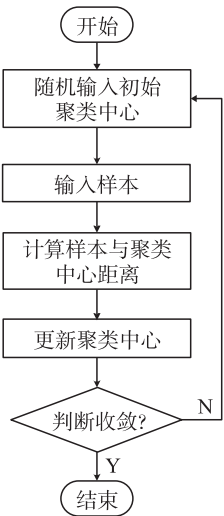


图 2 K -means 聚类算法流程图

Fig. 2 Flow chart of K -means clustering algorithm

2 实验结果与分析

图 3 是测量光纤布里渊散射谱的实验装置. 可调谐激光器发出的激光信号经掺铒光纤放大器进行放大, 放大后的激光信号经环形器的 1#端口进入环形器, 从环形器 2#端口输出进入大有效面积非零色散位移光纤 (LEAF) 中. 由于布里渊散射效应受偏振的影响, 在大有效面积非零色散位移光纤前增加了偏振控制器用于控制布里渊散射效率. 在光纤中产生的背向布里渊散射谱则通过环形器 2#端口进入环形器, 从环形器 3#端口输出, 利用光谱分析仪获取布里渊散射谱的信息. 测量的布里渊散射谱如图 4 中的离散数据所示, 从图 4 中可以清楚地看出, 布里渊散射谱有 4 个散射峰值, 根据参考文献[7]可知, 左边依次 3 个峰的布里渊频移都随着应力的增大而逐渐增加, 但是各峰的功率随应力的变化情况有显著不同, 第一个峰的布里渊峰值功率随应力的增大而逐渐增加, 第二个峰的布里渊峰值功率随应力的增加而几乎不变, 第三个峰的布里渊峰值功率随应力的增大反而减少, 左边依次 3 个峰的布里渊频移和峰值功率都随温度的增加而增加. 在 $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ 到 $90\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的温度范围内, 每隔 $3\text{ }^{\circ}\text{C}$ 进行一次布里渊散射谱的测量, 实验结果表明第一个峰与第三个峰的峰值功率差值基本与温度无关. 根据布里渊峰与温度和应力的关系, 通过数据拟合出各个布里渊峰的频率和功率, 通过事先定标的关系, 可以解决基于布里渊散射的分布式光纤传感的温度和应力交叉敏感问题, 实时获取待测的温度和应力的值, 因此, 需要准确的拟合出布里渊散射谱的精确曲线.

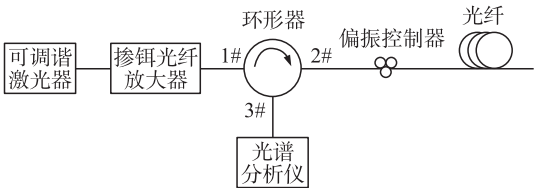


图 3 光纤布里渊散射谱实验装置

Fig. 3 The experimental device of optical fiber Brillouin scattering spectrum

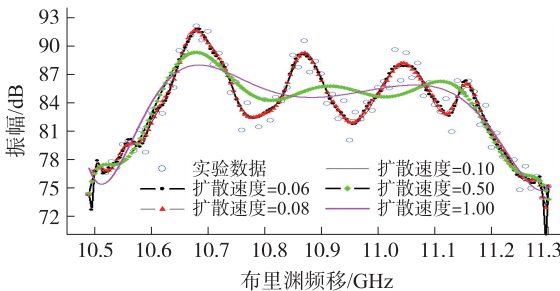


图 4 不同扩散速度下 RBF 神经网络拟合曲线

Fig. 4 Fitting curves of RBF neural network under different diffusion speeds

在对测试数据进行拟合的过程中,并不需要拟合曲线经过每个点,这会导致过拟合现象. 利用 RBF 神经网络拟合算法,在不同扩散速度的情况下,得出的拟合曲线如图 4 中的连续曲线所示. 从图 4 中可以看出,如果扩散速度较小时,曲线出现过拟合现象,如果扩散速度过大时,曲线拟合精度不能满足要求,因此,利用 RBF 神经网络拟合算法对光纤多峰布里渊散射谱进行拟合将会出现较大的误差,无法达到精度要求.

在采用基于 K -means 聚类方法对 RBF 神经网络进行学习后,得到的拟合曲线如图 5 所示.从图 5 中可以看出,对光纤多峰布里渊散射谱进行拟合的光滑度非常好. 为了能够更好地比较两种算法,在样本数目一定且都为 82 点的情况下,比较了两种算法的隐节点数及误差,如表 1 所示. 对于 K -means 聚类方法,初始选择聚类中心时选择靠近 4 个峰值的点附近进行初始化. 从表 1 中可以看出,RBF 神经网络的隐节点数都为 50 个,而采用基于 K -means 聚类方法曲线拟合的隐节点数为 15 个,且均方误差仅为 1.18,达到实际应用的要求.

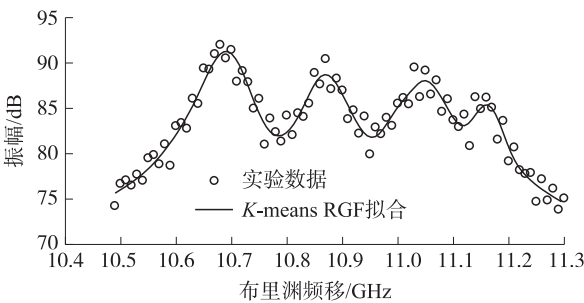


图 5 基于 K -means 聚类方法的 RBF 神经网络拟合曲线
Fig. 5 The fitting curve of RBF neural network based on k -means clustering method

表 1 拟合曲线数据比较
Table 1 Data comparison of fitting curves

拟合方法	样本数目	扩散速度	隐节点数	均方误差
RBF 神经网络	82	0.06	50	—
	82	0.08	50	—
	82	0.1	50	—
	82	0.5	50	2.07
	82	1	50	2.27
基于 K -means 的 RBF 神经网络	82	—	15	1.18

3 结论

针对光纤多峰布里渊散射谱对温度和应变同时检测中存在的问题,将基于 K -means 聚类方法的 RBF 神经网络应用到光纤多峰布里渊散射谱的数据拟合中. 在直接采用 RBF 神经网络对测试数据进行拟合时,在不同的扩散速度下都无法得到光滑度和精度较好的拟合曲线. 提出基于 K -means 聚类方法对 RBF 神经网络基函数的中心进行聚类分析,对实验数据进行了准确的拟合,能够满足大有效面积非零色散位移光纤(LEAF)的布里渊散射谱的频移量的测量精度需要.

[参考文献]

[1] LIU J X,WANG M G,TANG Y,et al. Switchable optoelectronic oscillator using an FM-PS-FBG for strain and temperature sensing[J]. IEEE photonics technology letters,2017,29(23):2008–2011.

[2] WANG Y P,WANG M,XIA W,et al. Optical fiber Bragg grating pressure sensor based on dual-frequency optoelectronic oscillator[J]. IEEE photonics technology letters,2017,29(21):1864–1867.

[3] JIN X F,ZHU Y H,GUO J J,et al. Highly sensitive demodulation of a vibration-induced phase shift based on a low-noise OEO[J]. Optics letters,2017,42(20):4052–4054.

[4] YAO J P. Optoelectronic oscillators for high speed and high resolution optical sensing[J]. Journal of lightwave technology, 2017,35(16):3489–3497.

[5] YIN B,WANG M G,WU S H,et al. High sensitivity axial strain and temperature sensor based on dual-frequency optoelectronic oscillator using PMFBG fabry-perot filter[J]. Optics express,2017,25(13):14106–14113.

[6] XU O,ZHANG J J,DENG H,et al. Dual-frequency optoelectronic oscillator for thermal-insensitive interrogation of a FBG strain sensor[J]. IEEE photonics technology letters,2017,29(4):357–360.

[7] 董玉明,张旭苹,路元刚,等. 布里渊散射光纤传感器的交叉敏感问题[J]. 光学学报,2007,27(2):197–201.

- [8] 孙世林,周会娟,孟洲. 光纤布里渊分布式温度应变同时传感研究进展[J]. 半导体光电,2013,34(1):6-11.
- [9] 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.
- [10] 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):897-904.
- [11] 吕健刚,韦春桃. 基于 BOTDA 布里渊背向散射光谱数据的拟合算法[J]. 光学技术,2015,41(4):380-384.
- [12] ZHAO L J, XU Z N, LI Y Q. An accurate and rapid method for extracting parameters from multi-peak Brillouin scattering spectra[J]. Sensors & actuators a physical,2015,232:276-284.
- [13] 张旭苹,张益昕,王峰,等. 相位敏感型光时域反射传感系统光学背景噪声的产生机理及其抑制方法[J]. 物理学报,2017,66(7):73-86.
- [14] 丁硕,胡庆功,常晓恒,等. 基于 LMBP 神经网络的涡流传感器曲线拟合研究[J]. 信息技术,2013(1):17-21.
- [15] 郝海霞. 用粒子群算法优化 BP 神经网络进行函数拟合[J]. 山西师范大学学报(自然科学版),2017,30(1):14-16.
- [16] 张龙,杨长业,王晓蕾,等. 电容式降雨传感器及其特性曲线拟合方法[J]. 传感器与微系统,2017,36(10):27-30.
- [17] 樊高辉,刘尚合,魏明,等. 基于神经网络曲线拟合的电晕电流数学模型研究[J]. 高电压技术,2015,41(3):1034-1041.
- [18] 冯守良. 基于 RBF 网络曲线拟合的研究[J]. 黑龙江工程学院学报,2015,29(1):23-26.
- [19] 贾桂文,张景川,陈德旺,等. 基于 BIC 准则模型选择的光纤光栅波长温度拟合研究[J]. 传感技术学报,2014,27(2):217-219.
- [20] 董雄风,刘新学,王大彤,等. 基于神经网络的弹道曲线快速拟合方法[J]. 弹箭与制导学报,2014,34(2):135-138.

[责任编辑:顾晓天]