

# 基于 SFLA-LSSVM 算法的多峰 Brillouin 散射谱的特征提取

张燕君, 金培俊, 付兴虎\*, 张芳草, 侯姣茹, 徐金睿

燕山大学信息科学与工程学院河北省特种光纤与光纤传感重点实验室, 河北 秦皇岛 066004

**摘要** 提出了一种利用混合蛙跳算法(SFLA)优化最小二乘支持向量机(LSSVM)算法的混合优化算法,并将其应用到多峰 Brillouin 散射谱的特征提取中。SFLA-LSSVM 混合优化算法利用 SFLA 对 LSSVM 算法中的惩罚因子  $C$  和核函数中的核宽度  $\sigma$  进行寻优,避免了 LSSVM 算法陷入局部最优导致的 Brillouin 频移误差较大。通过对相同信噪比、不同线宽以及相同线宽、不同信噪比 2 种情况下的多峰 Brillouin 散射谱仿真分析以及实验验证,拟合适应度为 0.0067,拟合度为 99.99%, Brillouin 频移误差为 0.18 MHz。实验结果表明 SFLA-LSSVM 混合优化算法能够精确地对多峰 Brillouin 散射谱进行拟合,同时该算法具有拟合精度高、均方误差小、运行速度快的特点,为多峰 Brillouin 散射谱的特征提取提供了一种新方法。

**关键词** 散射; 多峰 Brillouin 散射谱; 混合蛙跳算法; 最小二乘支持向量机; 温度; 拟合

中图分类号 TN247

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201845.0106004

## Feature Extraction of Multi-peak Brillouin Scattering Spectrum Based on SFLA-LSSVM Algorithm

Zhang Yanjun, Jin Peijun, Fu Xinghu, Zhang Fangcao, Hou Jiaoru, Xu Jinrui

Key Laboratory for Special Fiber and Fiber Sensor of Hebei Province, School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

**Abstract** A hybrid optimization algorithm based on shuffled frog leaping algorithm (SFLA) and least squares support vector machine (LSSVM) algorithm is proposed and applied to the feature extraction of multi-peak Brillouin scattering spectra. The penalty factor  $C$  and kernel width  $\sigma$  of kernel function in LSSVM algorithm are optimized by SFLA, which reduces the Brillouin frequency shift error caused by the local optimization. Multi-peak Brillouin scattering spectra in the same signal-to-noise with different line width and the same line width with different signal-to-noise ratio are presented by simulation analysis and experimental verification. The fitting fitness of the experimental data is 0.0067, the fitting degree is 99.99%, and the Brillouin frequency shift error is 0.18 MHz. The results show that the SFLA-LSSVM algorithm can precisely fit the multi-peak Brillouin scattering spectrum. The proposed algorithm has the advantages of high fitting precision, small mean square error and fast running speed. The SFLA-LSSVM algorithm is an effective fitting method in the feature extraction of multi-peak Brillouin scattering spectrum.

**Key words** scattering; multi-peak Brillouin scattering spectrum; shuffled frog leaping algorithm; least squares support vector machine; temperature; fitting

**OCIS codes** 290.5830; 200.4560; 290.5820

收稿日期: 2017-07-25; 收到修改稿日期: 2017-09-06

基金项目: 国家自然科学基金(11673040, 61675176)、河北省自然科学基金(F2014203125)、燕山大学“新锐工程”人才支持计划项目

作者简介: 张燕君(1973—),女,博士,教授,主要从事光纤传感、光电检测与信号处理等方面的研究。

E-mail: yjzhang@ysu.edu.cn

\* 通信联系人。E-mail: fuxinghu@ysu.edu.cn

# 1 引 言

Brillouin 光时域反射 (BOTDR) 技术是一种基于自发 Brillouin 散射的分布式光纤传感技术<sup>[1]</sup>。该技术在光时域反射的基础上利用 Brillouin 散射谱频移 (BFS) 的变化量与温度、应变的变化量存在的线性关系<sup>[2]</sup>来监测温度、应变等物理量的变化。基于其对温度、应变的敏感特性, BOTDR 已经应用于铁路光缆的在线温度监测<sup>[3]</sup>和深基坑支护柱监测<sup>[4]</sup>等领域中。

在 Brillouin 光纤传感系统中, 当光纤受到相同应变或温度影响时, Brillouin 散射信号的频谱包含一个峰值; 但当光纤受到不同温度或应变的影响时, Brillouin 散射谱往往会出现多峰现象。另外, 当光纤掺杂不均匀时, Brillouin 散射谱也会出现多峰现象<sup>[5]</sup>。针对 Brillouin 多峰现象, 2007 年, 董玉明等<sup>[6]</sup>在大有有效面积非零色散位移光纤中, 利用多峰 BFS 与温度、应变之间的线性关系, 来解决交叉敏感性问题; 2009 年, 梁浩等<sup>[7]</sup>发现, 当 BOTDR 系统中光纤的受力长度小于空间分辨率时, 系统往往只对最大峰进行拟合而忽略了其他峰, 造成有用数据的丢失。由此可见, 对多峰 Brillouin 散射谱的研究意义重大, 提高多峰 Brillouin 散射谱的特征提取精度十分重要。本文提出一种新的多峰 Brillouin 散射谱特征提取方法, 为后续利用多峰 Brillouin 散射谱提高 BOTDR 系统空间分辨率或解决交叉敏感等问题打好了基础。2015 年, Zhao 等<sup>[8]</sup>先将含有多个峰的 Brillouin 散射谱分割为几个单峰信号, 再利用 Levenberg-Marquardt 算法分别对预先分割的每个单峰 Brillouin 散射谱进行拟合。此方法虽然可以完成对多峰 Brillouin 散射谱的拟合, 但是区间划分拟合过程繁琐, 分区节点处拟合曲线不平滑, 造成一定的拟合误差。基于此, 本文提出了一种由混合蛙跳算法 (SFLA) 优化最小二乘支持向量机 (LSSVM) 算法的混合优化算法, 对多峰 Brillouin 散射谱进行一次性完整的拟合处理。通过对多峰 Brillouin 散射谱的仿真分析和对实验数据的拟合处理结果分析可知, 该混合算法不仅能够直接对多峰 Brillouin 散射谱数据进行拟合, 还具有操作简单、拟合结果误差小、运行速度快的优点, 提高了多峰 Brillouin 散射谱特征的提取精度。

## 2 SFLA-LSSVM 混合优化算法原理

### 2.1 LSSVM 算法

支持向量机 (SVM) 算法是 Cortes 和 Vapnik 于 1995 年提出的用于解决分类及线性和非线性回

归等问题的学习算法。LSSVM 算法是目前诸多改进的 SVM 算法之一<sup>[9]</sup>, 用于缩短 SVM 算法的训练时间。LSSVM 算法主要是将 SVM 算法的不等式优化问题转化成等式优化问题<sup>[10]</sup>, 有效地减少了算法的计算量, 缩短了算法的训练时间。

假设训练样本集合为  $s = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, l, \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \mathbb{R}\}$ , 其中  $\mathbf{x}_i$  为第  $i$  个输入的样本向量,  $y_i$  为  $\mathbf{x}_i$  在未知映射下的对应值,  $l$  为训练集中样本的个数,  $n$  为输入样本的维数。LSSVM 算法的非线性回归问题的目的是得到决策函数  $f(x)$ , 设

$$f(x) = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b, \quad (1)$$

式中  $\mathbf{w}$  和  $b$  为待求量,  $\boldsymbol{\varphi}(x)$  为输入样本空间到未知特征空间的非线性映射。待求量可表示为:

$$\min_{\mathbf{w}, b, e} Q(\mathbf{w}, b, e) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2, \quad (2)$$

$$\text{s.t. } y_i [\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b] = 1 - e_i, i = 1, 2, \dots, l, \quad (3)$$

式中  $Q$  为待优化函数;  $e_i$  为第  $i$  个数据点的实际值与预测值的差值的绝对值;  $C$  为惩罚因子 (正则化参数), 用来调节 (2) 式中第二项的权重。建立 Lagrange 等式如下:

$$L(\mathbf{w}, b, e, \boldsymbol{\alpha}) = Q(\mathbf{w}, b, e) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i], \quad (4)$$

式中  $L(\cdot)$  为 Lagrange 等式,  $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, l)$  为 Lagrange 乘子。按照 Karush-Kuhn-Tucker 条件处理 (4) 式可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mathbf{w} - \sum_{i=1}^l \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(x_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ C e_i - \alpha_i = 0 \\ \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases}. \quad (5)$$

将 (5) 式写成矩阵形式并消掉  $\mathbf{w}$  和  $e$  可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \boldsymbol{\Omega}_{ij} + C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中  $\mathbf{a} = [\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_l]^T$ ;  $\mathbf{y} = [y_1 y_2 \dots y_l]^T$ ;  $\mathbf{I} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$ , 其中 1 的个数为  $l$ ;  $\boldsymbol{\Omega}_{ij} = K(x_i, y_i)$ 。求解可得到最后 LSSVM 算法的函数模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b. \quad (7)$$

常用的 LSSVM 算法中的核函数主要有 3 种, 分别是径向基函数 (RBF) 核函数、多项式核函数和

神经元的非线性作用函数 Sigmoid 核函数。本文选取 RBF 作为核函数,可表示为:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp[-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2 / (2\sigma^2)], \sigma > 0, \quad (8)$$

式中  $\sigma$  为 RBF 的核宽度。

## 2.2 SFLA-LSSVM 混合优化算法

SFLA 是由 Eusuff 和 Lansey 于 2006 年首次提出的,是一种新型的后启发式群体智能优化算法<sup>[11]</sup>。该算法的实现路径主要是通过模拟自然环境中的青蛙种群在寻找食物过程中所体现出来的信息交流共享等行为来完成对一些困难问题的寻优求解。SFLA 按照种族群体的分类来进行有价值的信息交流,群体局部进化与种族重新混合过程交叉进行,具有高效的计算性能和卓越的全局搜索能力<sup>[12]</sup>。

SFLA 把每只青蛙看成是当前所要求解问题的一个解。假设一共有  $N$  只青蛙,按照其各自的适应度值对种群中的个体进行降序排列,然后把种群划分为  $m$  个模因组,第一只青蛙跳入第一个模因组中,第二只青蛙跳入第二个模因组,直到第  $m$  只青蛙跳入第  $m$  个模因组;之后第  $m+1$  只青蛙又跳入第一个模因组,第  $m+2$  只青蛙跳入第二个模因组,以此类推,直到所有青蛙全部完成分组为止。最后对每个模因组中的青蛙实施进化调整,在每一次的青蛙进化调整过程中,对模因组中青蛙的位置更新调整为:

$$D_i = r(H_b - H_a), \quad (9)$$

$$H_a = H_a + D_i, \quad (10)$$

式中  $D_i$  为青蛙移动的距离,  $H_b$  和  $H_a$  分别表示当前模因组中位置最好和最差的青蛙,  $r$  为  $[0, 1]$  之间的

随机数。若计算出来的新位置优于青蛙原来的位置,则更新  $H_a$ ; 否则,不更新,并且用  $H_g$  代替  $H_b$  ( $H_g$  为整个种群的最佳位置的青蛙),重复计算(9)~(10)式,直到得到最佳青蛙位置。所采用的适应度函数为:

$$f_{\text{RMSE}} = \left\{ \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i)]^2 / m \right\}^{1/2}, \quad (11)$$

式中  $f_{\text{RMSE}}$  为适应度函数,  $y_i$  与  $f(x_i)$  分别为  $x_i$  相对应的真实值和拟合曲线上所对应点的纵坐标。

SFLA-LSSVM 混合优化算法先利用 SFLA 初始化惩罚因子  $C$  和核函数中的核宽度  $\sigma$  的范围以及相关参数;然后青蛙种群根据分组算子分成 10 个模因组,每个模因组内包含 5 只青蛙并执行局部位置更新算子,青蛙在模因组间跳跃,重新混合成新的种群,直到适应度函数值小于 0.05 或者循环次数达到 1000 为止;最后,将寻优出来的  $C$  和  $\sigma$  这两个参数值作为初始值应用到 LSSVM 算法中。参数的寻优计算,减小了参数初值对拟合结果精度的影响,并且可以通过调节步长、初始范围等来优化算法。由(2)~(8)式可知,  $C$  和  $\sigma$  是 LSSVM 算法函数模型的两个重要参数。LSSVM 预测模型根据训练集的不同而适当调整  $C$  和  $\sigma$ ,从而可以得到最佳函数模型。因此,输入多峰 Brillouin 散射谱数据作为训练集, LSSVM 算法通过训练这些数据得到函数模型,最后输出多峰 Brillouin 散射谱的预测集。混合算法结合了 SFLA 寻优能力强、不易陷入局部最优值、收敛速度快和 LSSVM 算法计算速度快、预测结果精度高的优点,并且不依赖初值,对多峰 Brillouin 散射谱的拟合具有可行性和普遍适用性。算法具体流程如图 1 所示。

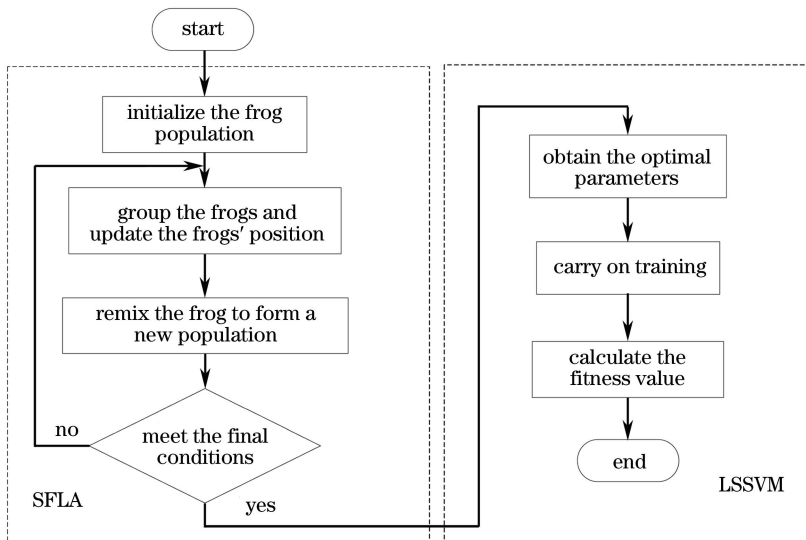


图 1 SFLA-LSSVM 混合优化算法流程图

Fig. 1 SFLA-LSSVM hybrid optimization algorithm flowchart

### 3 SFLA-LSSVM 混合优化算法仿真分析

为了进一步说明 SFLA-LSSVM 混合优化算法对多峰 Brillouin 散射谱拟合的可行性及适用性,分别选取不同参数下的多峰 Brillouin 散射谱数据对其进行仿真分析。多峰 Brillouin 散射谱的实现方法主要有 2 种:1)从光纤材料和结构出发,通过利用光纤中声波导的特性来实现多峰 Brillouin 散射谱;2)从光路结构和设计出发,通过 Brillouin 散射谱的迭加组合实现多峰 Brillouin 散射谱<sup>[13]</sup>。按照第 2 种方法的思路,在一定的频率范围内,对不同参数下仿真得到的单峰 Brillouin 散射谱的波峰处进行迭加组合,得到仿真所需的多峰 Brillouin 散射

谱。其中信噪比  $R_{SN} = 25$  dB,谱线宽度  $\Delta\nu_B$  分别设置为 40,60,80,100 MHz,然后对这些仿真得到的数据点在 Matlab 中进行拟合。拟合曲线如图 2 所示,拟合结果如表 1 所示。其中 BFS 误差是真实值与拟合曲线最高点所对应的频率之差,真实值为仿真数据最高位置的离散点所对应的频率值。

由图 2 和表 1 可知,SFLA-LSSVM 混合优化算法对相同  $R_{SN}$ 、不同线宽情况下的多峰 Brillouin 散射谱的拟合,最优拟合度为 99.94%,最小适应度为 0.0218,最小 BFS 误差为 0.17 MHz。由此可见该算法的拟合误差小、拟合曲线精度高,具有很好的准确性。

选用相同线宽、不同  $R_{SN}$  条件下的仿真数据进行拟合。设定线宽为 40 MHz, $R_{SN}$  分别为 20 dB、25 dB和 30 dB,所得的拟合曲线如图 3 所示。

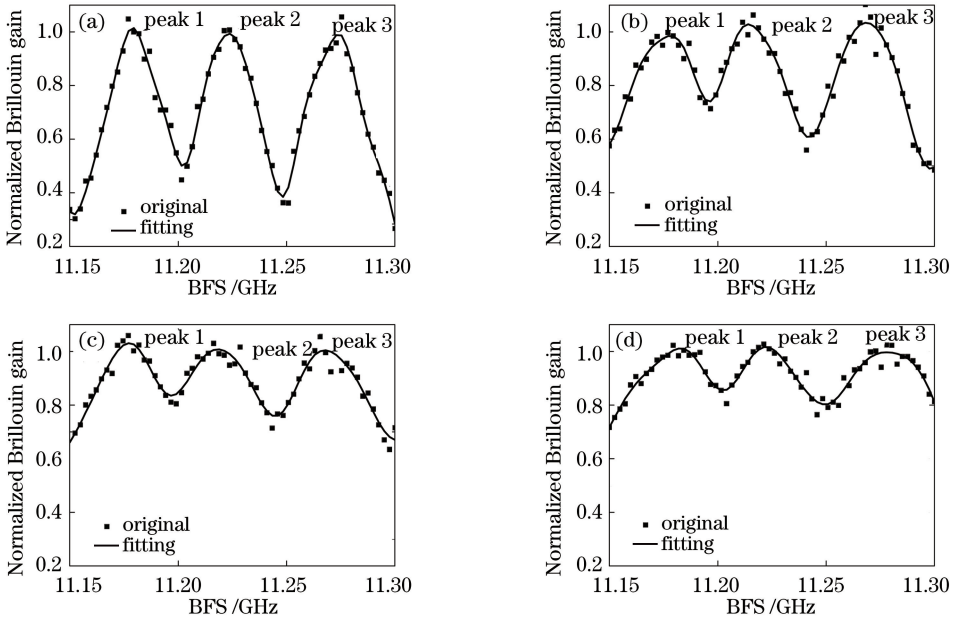


图 2 不同线宽下多峰 Brillouin 散射谱拟合曲线图。

(a)  $\Delta\nu_B = 40$  MHz; (b)  $\Delta\nu_B = 60$  MHz; (c)  $\Delta\nu_B = 80$  MHz; (d)  $\Delta\nu_B = 100$  MHz

Fig. 2 Fitting curves of multi-peak Brillouin scattering spectra under different line width.

(a)  $\Delta\nu_B = 40$  MHz; (b)  $\Delta\nu_B = 60$  MHz; (c)  $\Delta\nu_B = 80$  MHz; (d)  $\Delta\nu_B = 100$  MHz

表 1 不同线宽下多峰 Brillouin 散射谱拟合结果

Table 1 Fitting results of multi-peak Brillouin scattering spectra under different line width

$R_{SN}/\text{dB}$	Line width / MHz	$f_{RMSE}$	Fitting degree / %	BFS error / MHz		
				peak 1	peak 2	peak 3
25	40	0.0267	99.87	1.79	0.51	1.36
	60	0.0304	99.87	0.92	1.62	0.52
	80	0.0272	99.91	0.75	1.29	1.25
	100	0.0218	99.94	0.76	0.17	0.20

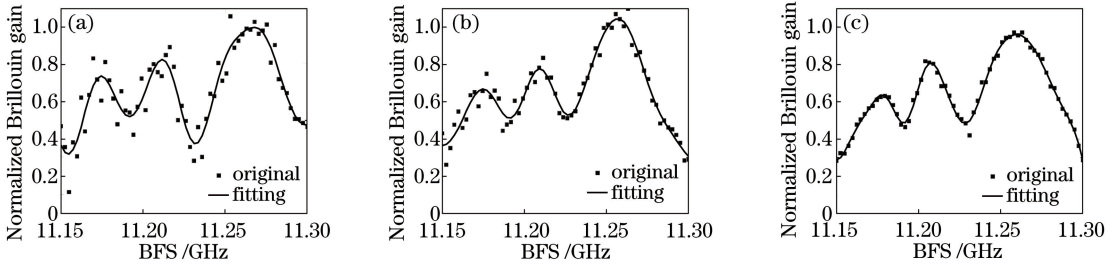


图 3 不同  $R_{SN}$  下多峰 Brillouin 散射谱拟合曲线。(a)  $R_{SN}=20$  dB; (b)  $R_{SN}=25$  dB; (c)  $R_{SN}=30$  dB

Fig. 3 Fitting curves of multi-peak Brillouin scattering spectra under different  $R_{SN}$ .

(a)  $R_{SN}=20$  dB; (b)  $R_{SN}=25$  dB; (c)  $R_{SN}=30$  dB

通过对相同  $R_{SN}$  不同线宽以及相同线宽不同  $R_{SN}$  两种情况下的仿真数据的拟合处理,说明 SFLA-LSSVM 混合优化算法可以精确地、一次性地完成对多峰 Brillouin 散射谱的拟合,并绘制出连续完整的多峰 Brillouin 散射谱拟合曲线。

为了说明 SFLA-LSSVM 混合优化算法的优越性,选取线宽为 40 MHz,  $R_{SN}=25$  dB 条件下的同一

组多峰 Brillouin 散射谱数据,分别利用粒子群算法 (PSO)<sup>[14]</sup> 对多峰 Brillouin 散射谱进行分区拟合,利用 PSO 结合 Levenberg-Marquardt 算法 (PSO-LM)<sup>[15]</sup>、遗传算法结合反向传播神经网络算法 (GA-BP)<sup>[16]</sup> 和 SFLA-LSSVM 混合优化算法对多峰 Brillouin 散射谱进行直接拟合比较。4 种算法的拟合曲线如图 4 所示,仿真结果如表 2 所示。

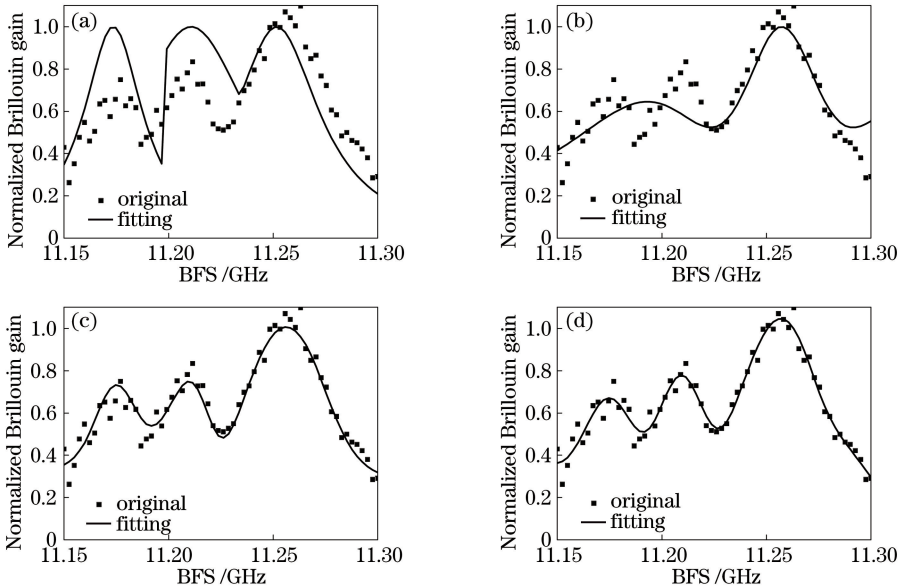


图 4 4 种算法的多峰 Brillouin 散射谱拟合曲线。(a) PSO; (b) PSO-LM; (c) GA-BP; (d) SFLA-LSSVM

Fig. 4 Fitting curves of multi-peak Brillouin scattering spectra under four algorithms.

(a) PSO; (b) PSO-LM; (c) GA-BP; (d) SFLA-LSSVM

表 2 4 种算法的多峰 Brillouin 散射谱的拟合结果

Table 2 Fitting results of multi-peak Brillouin scattering spectra under four algorithms

Algorithm	$f_{RMSE}$	Fitting degree / %	Running time / s
PSO	0.1955	5.66	6.99
PSO-LM	0.2469	32.97	0.09
GA-BP	0.0529	93.09	12.69
SFLA-LSSVM	0.0439	99.58	5.70

由图 4 和表 2 可知, SFLA-LSSVM 混合优化算法与其他 3 种算法相比, 获得了最小的适应度值 0.0439 与最大的拟合度 99.58%, 而且运行时间较短。虽然 PSO-LM 的运行时间最短, 但是其适应度值较大, 拟合度较低, 显然不能应用到多峰 Brillouin 散射谱的拟合之中。采用 PSO 对多峰 Brillouin 散射谱进行分区拟合, 拟合度较低, 效果很不理想。与 GA-BP 相比, SFLA-LSSVM 混合优化算法得到了更小的适应度值和更大的拟合度, 并且缩短了运行时间。搭建

Brillouin 散射谱检测光路系统,采集 Brillouin 散射谱的实验数据,并利用 SFLA-LSSVM 混合优化算法进行曲线拟合,用来验证该算法的可行性。

### 4 实验结果与讨论

所采用的 Brillouin 散射谱检测光路系统如图 5 所示。分布反馈式半导体激光器(DFB-LD)发出的光在光纤耦合器中被分成两路:参考光路微波源和直流稳压电源(DC)控制的和探测光路。参考光经过微波

源和直流稳压电源(DC)控制的电光调制器(EOM)发生频率偏移,调制后的光进入到扰偏器(PS)中;探测光首先经过声光调制器(AOM)被调制成脉冲信号光,然后再经过掺铒光纤放大器(EDFA)、偏振态控制器(PC)和环形器进入到传感光纤中,从环形器中返回,其 Brillouin 后向散射光与从扰偏器出来的发生频率的参考光相干,经过双平衡光电探测器(BPD)进行光电转换并利用数据采集卡(DAQ)采集数据,最终得到 Brillouin 散射谱的实验数据。

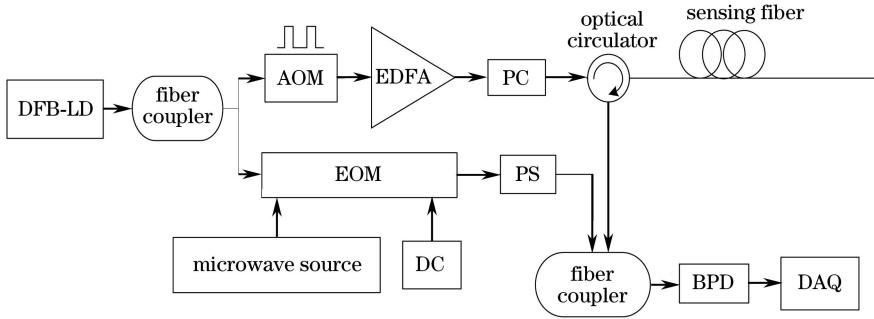


图 5 分布式光纤传感 Brillouin 散射谱检测光路系统图

Fig. 5 Brillouin scattering spectrum system diagram of distributed optical fiber sensing

本实验选用 30 km 长的普通单模光纤作为实验光纤,并且加热其 25 km 长度位置处的两段长度为 100 m、间距为 100 m 的光纤,加热温度分别为 50 °C 和 80 °C,其余的光纤置于 25 °C 的室温环境中。调整脉冲调制系统的脉冲宽度为 50 ns,脉冲功率为 25 dBm。以电子扫频的方式进行数据采集,得到的 Brillouin 散射谱如图 6 所示。

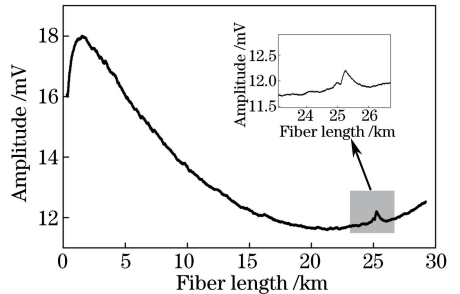


图 7 实验条件下的 Brillouin 散射谱截面图

Fig. 7 The cross section of the Brillouin scattering spectrum under experimental conditions

由图 7 可以看出,本实验对光纤 25 km 处进行加热。由图 7 插图部分可以看出 25 km 处出现两个峰,分别对应实验中加热温度为 50 °C 和 80 °C 的部分,其峰值处所对应的横坐标即为加热位置。在 25 km 处取三维图的横截面数据,归一化处理后利用 LSSVM 算法和 SFLA-LSSVM 混合优化算法分别对采集到的多峰 Brillouin 散射谱进行拟合,所得的拟合曲线如图 8 所示,拟合结果如表 3 所示。

由图 8 和表 3 可知,LSSVM 算法虽然也能完成多峰 Brillouin 散射谱的拟合,但其受初值的影响较大,易陷入局部最优,从而导致 BFS 误差较大。而 SFLA-LSSVM 混合优化算法先利用 SFLA 对 LSSVM 算法中的参数进行寻优,再将寻优结果作为 LSSVM 算法的初值,使 LSSVM 算法不受初值的影

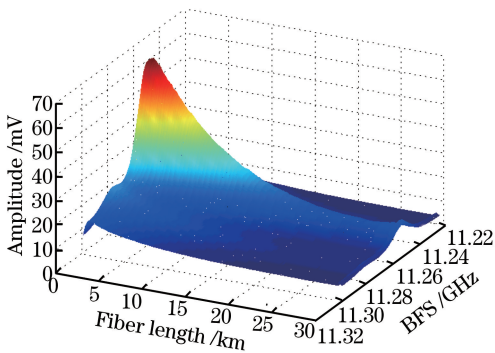


图 6 实验条件下的 Brillouin 散射谱三维图

Fig. 6 Three-dimensional diagram of Brillouin scattering spectrum under experimental conditions

由图 6 可以看出,Brillouin 散射谱增益随着光纤长度的增加而减小,但是由于温度对 Brillouin 散射谱增益的影响较小,在图 6 中不易观察,故将实验得到的 Brillouin 散射谱的横截面截取出来,选取 11.28 GHz 处的数据,截取结果如图 7 所示。

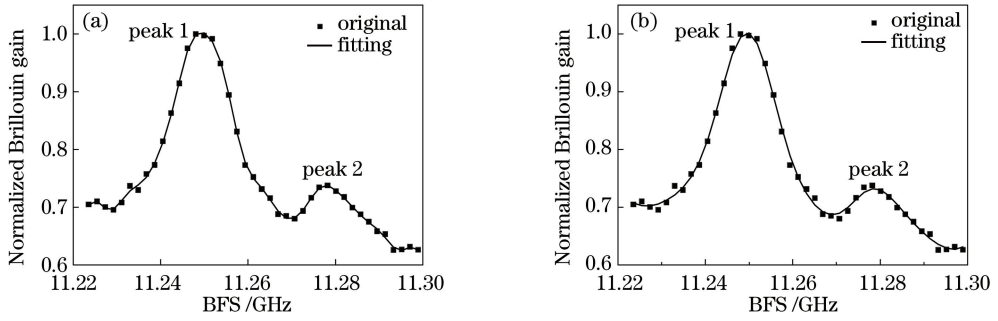


图 8 不同算法下 Brillouin 散射谱实验数据拟合曲线图。(a) LSSVM; (b) SFLA-LSSVM

Fig. 8 Fitting curves of multi-peak Brillouin scattering spectra under different algorithms. (a) LSSVM; (b) SFLA-LSSVM

响,得到了最小的 BFS 误差(0.18 MHz),分析结果更准确,提高了多峰 Brillouin 散射谱的特征提取精度。

表 3 不同算法下 Brillouin 散射谱实验数据拟合结果

Table 3 Fitting results of multi-peak Brillouin scattering spectra under different algorithms

Parameter	LSSVM	SFLA-LSSVM
$f_R$ MSE	0.0035	0.0067
Fitting degree / %	100	99.99
BFS error in peak 1 / MHz	1.91	1.38
BFS error in peak 2 / MHz	0.42	0.18

## 5 结 论

利用 SFLA-LSSVM 混合优化算法完成了对多峰 Brillouin 散射谱的精确拟合。首先在  $R_{SN} = 25$  dB 的情况下,利用 SFLA-LSSVM 混合算法对不同线宽的仿真数据进行拟合,最优结果适应度值为 0.0218,拟合度为 99.94%,BFS 误差为 0.17 MHz。其拟合度较高,适应度值较小,BFS 误差较小。之后,又对相同线宽条件下,不同  $R_{SN}$  的数据进行仿真拟合,进一步验证了新的混合算法拟合多峰 Brillouin 散射谱的适用性及可行性。在与 PSO、PSO-LM 和 GA-BP 的仿真比较中,SFLA-LSSVM 混合优化算法有效缩短了计算时间。最后,通过采集 50 °C 和 80 °C 下 Brillouin 散射谱实验数据并应用 LSSVM 算法和 SFLA-LSSVM 混合优化算法分别对其进行拟合,得到 SFLA-LSSVM 混合优化算法的拟合适度度为 0.0067,拟合度为 99.99%,BFS 误差为 0.18 MHz。结果表明,SFLA-LSSVM 混合优化算法的拟合精度较高、参数估计准确、运行速度快,可用于 Brillouin 光纤传感系统中温度、应变等物理量信息的精确提取。

## 参 考 文 献

[1] Ohno H, Naruse H, Kihara M, *et al.* Industrial

applications of the BOTDR optical fiber strain sensor [J]. *Optical Fiber Technology*, 2001, 7(1): 45-64.

[2] Li Y Q, Li X J, An Q. New method to improve the performance of Brillouin optical time domain reflectometer system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(1): 0106003.

李永倩, 李晓娟, 安琪. 提高 Brillouin 光时域反射系统传感性能的方法 [J]. *光学学报*, 2015, 35(1): 0106003.

[3] Cao Y L, Ye Q, Cai H W. On-line temperature monitoring in railway existing fiber cable based on Brillouin optical time-domain reflectometry [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(8): 080602.

曹玉龙, 叶青, 蔡海文. 基于布里渊光时域反射计的铁路既有光缆在线温度监测 [J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(8): 080602.

[4] Suo W B, Cheng G, Lu Y, *et al.* Study on distributed monitoring method of deep foundation pit retaining pile based on the Brillouin optical time domain technology [J]. *Geological Journal of China Universities*, 2016, 22(4): 724-732.

索文斌, 程刚, 卢毅, 等. 深基坑支护桩布里渊光时域分布式监测方法研究 [J]. *高校地质学报*, 2016, 22(4): 724-732.

[5] Li C B. Research on the signal processing technology in temperature and strain sensing system based on coherent BOTDR [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2010: 41-42.

李成宾. 相干 BOTDR 温度和应变传感系统信号处理技术研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2010: 41-42.

[6] Dong Y M, Zhang X P, Lu Y G, *et al.* Cross sensitivity of Brillouin scattering distributed fiber sensor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, 27(2): 197-201.

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.

[7] 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.
- [8] 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 and Actuators A*, 2015, 232: 276-284.
- [9] Neto A R R, Barreto G A. Opposite maps: Vector quantization algorithms for building reduced-set SVM and LSSVM classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 2013, 37(1): 3-19.
- [10] Yan W W, Shao H H. Application of support vector machines and least squares support vector machines to heart disease diagnoses[J]. *Control & Decision*, 2003, 18(3): 358-360.
- 阎威武, 邵惠鹤. 支持向量机和最小二乘支持向量机的比较及应用研究[J]. *控制与决策*, 2003, 18(3): 358-360.
- [11] Eusuff M, Lansey K, Pasha F. Shuffled frog-leaping algorithm: A memetic meta-heuristic for discrete optimization[J]. *Engineering Optimization*, 2006, 38(2): 129-154.
- [12] Zheng S L, Lou C Y, Yang X N. Cooperative spectrum sensing for cognitive radios based on a modified shuffled frog leaping algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2010, 59(5): 3611-3617.
- 郑仕链, 楼才义, 杨小牛. 基于改进混合蛙跳算法的认知无线电协作频谱感知[J]. *物理学报*, 2010, 59(5): 3611-3617.
- [13] Li H L. Dual-peak Brillouin gain property in optical fibers and its applications [D]. Beijing: Tsinghua University, 2011: 2-9.
- 李宏亮. 光纤中双峰布里渊增益及其应用研究[D]. 北京: 清华大学, 2011: 2-9.
- [14] 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.
- [15] Liu Y, Zhang Y J, Li D, *et al.* Hybrid algorithm particle swarm optimization and levenberg-marquardt for Brillouin scattering spectrum of distributed sensing systems [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2012, 39(4): 0415001.
- 刘银, 张燕君, 李达, 等. 粒子群优化和拉凡格氏混合优化算法提取传感布里渊散射谱特征的方法 [J]. *中国激光*, 2012, 39(4): 0415001.
- [16] Zhang Y J, Xu J R, Fu X H, *et al.* Hybrid algorithm combining genetic algorithm with back propagation neural network for extracting the characteristics of multi-peak Brillouin scattering spectrum[J]. *Frontiers of Optoelectronics*, 2017, 10(1): 62-69.