

doi:10.11835/j.issn.1674-4764.2016.02.013



热力管道小漏温度场特征标定研究

黄冬冬, 李素贞, 赵冰玉

(同济大学 土木工程学院, 上海 200092)

摘要: 泄漏特别是小漏预警对热力管道的安全维护具有重要意义。受空间分辨率的影响, 分布式光纤传感器对小漏引起的局部温度变化测试精度较低, 测量温度与实际温度差异较大。以布里渊光时域反射仪(BOTDR)作为测量手段, 提出了一种建立分布式光纤测量温度与实际温度之间对应关系的方法。设计完成了小漏温度场模拟测量实验, 通过高斯拟合对测量数据进行特征提取, 再用人工神经网络建立测量温度与实际温度的映射模型。结果表明: 设计的实验方案可获得代表管道小漏温度分布的先验数据, 基于此训练的人工神经网络可确立实际温度场与 BOTDR 测量温度场的对应关系, 提高了光纤测试精度并为泄漏预警策略的制定提供了依据。

关键词: 管道泄漏; 布里渊散射; 高斯拟合; 人工神经网络

中图分类号: TN253 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-4764(2016)02-0097-07

Characterization of temperature field of thermal pipeline with small leakage

Huang Dongdong, Li Suzhen, Zhao Bingyu

(College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, P. R. China)

Abstract: Early warning of leakage, especially small leakage, is significant for safety maintenance of thermal pipeline. Due to spatial resolution, the measuring accuracy of distributed fiber optic sensor for local temperature variation caused by small leakage is low and the measurements are quite different from the actual temperature field. Based on Brillouin optical time domain reflectometer (BOTDR), a new method to establish a mapping relationship between the BOTDR measurements and the actual temperatures is proposed. Laboratory experiments were carried out to simulate small leakage and achieve the measurements of gradient temperature fields. Feature extraction of the measured data is then conducted through Gaussian fitting. With artificial neural network (ANN), a mapping model of the actual and measured temperature features is established. The results demonstrate that: the designed experiment can accumulate enough prior data to derive an ANN model, based on which a mapping relation of the actual temperature field and the BOTDR measurements can be achieved to improve the measuring accuracy of BOTDR and provide a reference to propose warning strategy.

Keywords: pipeline leak; brillouin scattering; gauss fitting; artificial neural network

收稿日期: 2016-02-22

基金项目: 土木工程防灾国家重点实验室自主研究课题(SLDRCE14-B-19)

作者简介: 黄冬冬(1992-), 男, 主要从事结构健康监测研究, (E-mail) hdd921106@163.com。

Received: 2016-02-22

Foundation item: Fund of the State Key Laboratory of Disaster Reduction in Civil Engineering (No. SLDRCE14-B-19)

Author brief: Huang Dongdong (1992-), main research interest: structural health monitoring, (E-mail) hdd921106@163.com.

管道运输是现代工业和国民经济的命脉,具有运输量大、连续、经济、平稳、可靠、占地少、费用低、可实现自动控制等诸多优点,是继铁路、公路、水运、航空运输之后的第五大运输业^[1]。中国北方大部分地区实行冬季集中供暖,大大小小的锅炉房生产的热水经过热力管道送达千家万户。热力管道是生命线工程的重要部分,一旦发生泄漏,不仅会使居民采暖受到影响,有时还会危及人身安全。

热力管道泄漏往往由小漏、微漏开始,如果能及时发现,完全可以避免更严重事故的发生。然而,大多数供热管道都埋在地下,查找泄漏点难度非常大,尤其是有些直埋敷设管道,如果找错泄漏点,会给检修人员带来很大麻烦。正是热力管道泄漏事故后果的严重性、危险的可控性和检漏的困难性,促使着其泄漏检测技术的不断发展。

目前,国际上使用或已经提出的管道泄漏检测方法大体可分为两类:管内检测法和外部检测法^[2]。基于磁通、超声、涡流、录像等技术的管内检测法,检测精度较高但易发生堵塞停运严重事故且造价较高。外部检测法中,人工巡查费时费力;流量差法、压力梯度法和负压波法等费用较低,但精度较差。分布式光纤温度传感器检漏利用了热力管道区别于其他管道系统的一个特点,即泄漏会引起周边环境温度变化,又有不带电实现远传的优点,是特别适用于热力管道泄漏检测的技术之一^[3]。

线状光纤将传感和传输媒质合二为一,测量范围广,能替换成千上万个点式传感器来传递沿线温度、应力状态等信息^[4]。分布式光纤温度传感技术^[5-6]主要有:拉曼光时域反射技术(ROTDR),探测光纤中的拉曼散射光,通过计算反斯托克斯光和斯托克斯光的强度比,得到光纤上任一位置处的温度;布里渊光时域分析/反射技术(BOTDA/BOTDR),探测光纤中的布里渊散射光,通过计算布里渊散射光的频移量,得到光纤上任意位置的应变和温度信息^[7]。由于基于布里渊的传感器测量的是散射光的频移量而非强度,因而更加精确。BOTDA 探测受激布里渊散射光,需要双端测量;BOTDR 探测自发布里渊散射光^[8],仅需要单端测量,虽精度较 BOTDA 稍低,但实际使用时比较方便。

空间分辨率是描述分布式光纤传感器对沿光纤长度分布的温度场进行测量时所能分辨的最小空间单元,由脉冲光持续时间等因素确定^[9]。一般而言,BOTDR 的空间分辨率在 1 m 左右^[6]。随着技术的

不断发展,分布式光纤温度传感器的空间分辨率逐步提高,然而当热力管道发生小漏及微漏时,发生温度变化的区域小于光纤空间分辨率,此时测量得到沿光纤温度的变化量与实际有明显的差别^[10]。这个问题引起学者的广泛关注,Bernini 等^[11-12]先后提出两种方法:一种是基于对光纤温度谐函数展开的算法;另一种是在不减小脉冲光宽度的前提下,通过迭代算法对布里渊光时域分析信号解卷积的方法提高测量精度。张燕君等^[13]设计了一种同时对多路传感信息进行检测的 BOTDR 系统来提高了布里渊散射谱信息分析的准确度。Wang 等^[14]提出一种对光纤细分迭代的方法来得到分段光纤的布里渊频移,从而获得更高的空间分辨率。

鉴于大幅度提高现有分布式光纤传感器的空间分辨率十分困难,如何提高小漏引起的局部温度变化测试精度、减小因空间分辨引起的测量误差对分布式光纤传感器在热力管道泄漏特别是小漏监测中的应用至关重要。本文拟基于实验与人工神经网络,建立实际温度与光纤温度测量之间的定量联系,旨在为小漏及微漏的预警提供参考。

1 BOTDR 温度测量原理

一定频率的脉冲光自光纤的一端入射,入射的脉冲光与光纤中的声学声子相互作用产生布里渊散射。散射光的频率不同于入射光,称为布里渊频移,与光纤的温度和轴向应变有关。在光纤不受轴向应力的情况下,布里渊频移与光纤温度变化呈线性关系,因此,通过测量光纤中的背向布里渊散射光频移量就能得到光纤沿线的温度分布信息

$$\nu_B(T, \epsilon_0) - \nu_{B0}(T_0, \epsilon_0) = C_T(T - T_0) \quad (1)$$

式中: $\nu_B(T, \epsilon_0)$ 为温度 T 、应变 ϵ_0 处光纤的布里渊散射光中心频率(单位:MHz); C_T 为光纤的温度系数(单位:MHz/°C)。

发生散射的位置到 BOTDR 的距离 Z 可用式(2)计算

$$Z = \frac{c \cdot t}{2n} \quad (2)$$

式中: c 为真空中的光速; n 为光纤的折射率; t 为发出脉冲光至接收到散射光的时间间隔。

2 实验研究

2.1 系统标定实验

实验中 BOTDR 设备的空间分辨率最小为 1 m,

标定时采用大于空间分辨率长度的一段光纤均匀受热。将 3 m 光纤放入水浴箱中,从 40~80 °C 每隔 5 °C 设定一次水浴箱的温度,待稳定后测出不同水浴温度下光纤的中心频率。

2.2 泄漏模拟实验

热力管道发生泄漏后,土体中将形成以泄漏点为中心,向外扩张的梯度温度场。泄漏时间较长、热介质泄漏量较大时,泄漏点周围一部分范围温度与泄漏介质温度相同,超过此范围温度场不断衰减,此时形成的温度场具有“梯形”分布的特点;泄漏时间较短、热介质泄漏量较小时,泄漏点周围与泄漏介质温度相同的范围很小,此时形成的温度场具有“三角形”分布的特点^[2]。

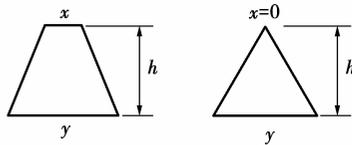


图 1 梯形/三角形温度场

Fig. 1 Trapezoid/ triangle temperature field

本实验设计了一个模拟土体内温度梯度的“替代”温度场。采用导热性能较好的紫铜作为温度场的介质,紫铜条外包裹保温材料,一端插入水浴槽(热端),一端插入冰水混合物(冷端)。通过改变热端温度、紫铜条长度和水浴槽中光纤长度,可模拟温度梯度不同峰值、范围和温度场类型。

光纤在铜条上的布置方式如下:1)梯形回路:每条光纤先从铜条的冷端进入,至热端后在水浴槽中留一段长度(50 cm)再进入冷端;2)三角形回路:每条光纤先从铜条的冷端进入,至热端后直接进入冷端。此外,每次光纤进入到冷端后都留有 5 m 光纤在冰水桶中。实验工况如表 1 所示(表中: x 表示温度场下底长度, y 表示温度场下底长度, h 表示水浴槽温度,见图 1)。

表 1 实验工况

Table 1 Experimental conditions

x/m	y/m	h
0	2	均为 30 °C, 40~80 °C (间隔 5 °C)
0.5	2.5	
0	1	
0.5	1.5	

此外,为确保实验中的实际温度场与设计的梯

度温度场一致,每根铜条上两端及中点处均贴有热敏电阻,实时监测铜条温度变化。



图 2 实验现场图

Fig. 2 Experiment site

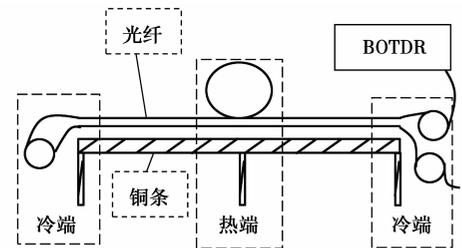


图 3 实验示意图

Fig. 3 Sketch of experiment

3 测试结果

3.1 BOTDR 温度系数的标定

BOTDR 给出采样点布里渊散射光中心频率,需要换算成温度后才能进行后续处理。标定实验测试数据如表 2 所示,线性拟合结果为

$$\nu_B = 1.0067 T + 10682 \quad (3)$$

因此,本实验使用光纤的温度系数取 1.0067 MHz/°C。

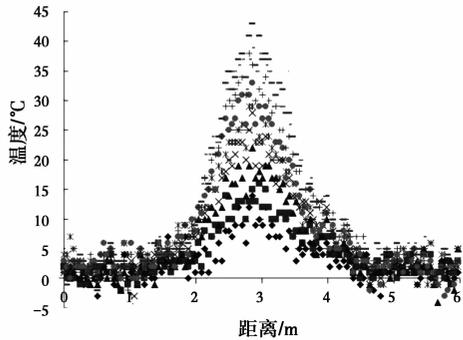
表 2 光纤温度系数标定

Table 2 Calibration of optical fiber temperature coefficient

温度 $T/°C$	中心频率 ν_B / MHz
40	10 723
45	10 727
50	10 732
55	10 737
60	10 742
65	10 748
70	10 753
75	10 758
80	10 762

3.2 泄漏模拟实验测试结果

数据处理中,由于实验关注的是温度变化量,故分别以 40~80 °C 的数据减去 30 °C 的数据,便可以得到温度增量 10~50 °C(间隔 5 °C)的数据。其中,1 m 梯形回路($x=0.5$ m, $y=2.5$ m)实验数据见图 4。



注: • 10 ■ 15 ▲ 20 × 25 * 30 ◦ 35 + 40 - 45 - 50

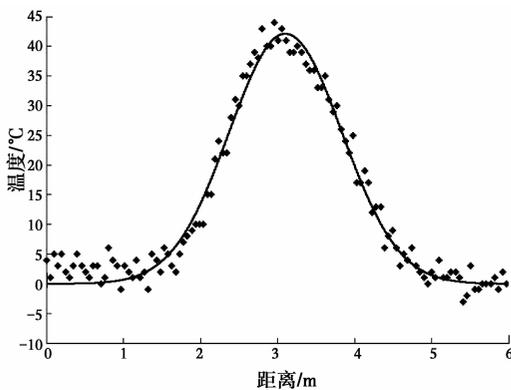
图 4 光纤沿线温度

Fig. 4 Temperature along the optical fiber

3.3 数据特征提取

本文目的在于建立实际温度场与 BOTDR 测得温度场之间的联系,需要先找出两种温度场的特征参数。对于实际梯形温度场(三角形温度场可看成特殊的梯形温度场),特征参数可分别取为上底边长 x 、下底边长 y 、梯形高度 h (单位:m)。

对于 BOTDR 测量得到的温度场,观察实验结果可以发现,所得数据符合高斯函数,因此,首先对实验结果进行高斯拟合。



注: • 实测 — 拟合值

图 5 温度分布的高斯拟合

Fig. 5 Gauss fitting of temperature distribution

如图 5 所示,以 1 m 梯形温度场 50 °C ($x=0.5$ m, $y=2.5$ m, $\Delta h=50$ °C) 的数据为例,将数据拟合成由下列等式描述的高斯曲线:

$$y = a \cdot \exp\left[-\frac{(x-b)^2}{c^2}\right] \quad (4)$$

拟合得到

$$a = 42.11 \quad c^2 = 1.07$$

其中: a 值与数据峰值有关, c^2 值与数据离散程度有关,由于我们只关心数据生成图形的形状,故不需要考虑 b 值的大小。因而 a 与 c^2 可作为 BOTDR 测得温度场的特征参数。

将所有 BOTDR 测得的梯形温度场数据都进行类似的高斯拟合。其中,1 m 梯形回路数据处理如表 3。

表 3 高斯拟合参数整理

Table 3 Parameters of Gauss fitting

x/m	y/m	$\Delta h/^\circ\text{C}$	a	c^2
0.50	2.50	10.00	9.05	0.78
0.50	2.50	15.00	12.66	0.82
0.50	2.50	20.00	18.63	0.87
0.50	2.50	25.00	22.14	1.00
0.50	2.50	30.00	26.79	1.08
0.50	2.50	35.00	30.49	1.02
0.50	2.50	40.00	34.66	1.07
0.50	2.50	45.00	37.97	1.11
0.50	2.50	50.00	42.11	1.07

4 数据分析

目前已经有了 2 种温度场的特征参数,下面对实验数据作进一步分析。在研究过程中,能实测的数据往往有限,故需要由实际温度场直接预测出测量温度场;另外,在实际泄露监测过程中,当 BOTDR 系统监测到一个梯度温度场,需要由此推断出实际的泄露情况。所以,需建立两个系统,即已知实际温度场参数求测量温度场参数的正向系统和已知测量温度场参数求实际温度场参数的反向系统。正向系统的输入为实际温度场参数,输出为测量温度场参数;反向系统的输入为测量温度场参数,输出为实际温度场参数。采用人工神经网络智能算法来实现。

4.1 人工神经网络

人工神经网络是以工程技术手段来模拟人脑神

经元网络的结构与特征的系统。利用人工神经元可以构成各种不同拓扑结构的神经网络,它是生物神经网络的一种模拟和近似。

采用误差反向传播算法(BP: Error Back-propagation Algorithm)的多层前馈人工神经网络^[15](或称多层感知器,MLP: Multi-Layer Perceptron)称为BP神经网络。BP神经网络是目前人工神经网络中应用最广的算法模型。

BP神经网络通常由输入层、隐含层和输出层组成。输入层节点的个数一般取输入向量的维数,输出层节点的个数一般取输出向量的维数,隐含层节点个数目前没有确定的标准,尚需通过反复试凑的方法来得到最终结果。根据Kolmogorov定理,具有一个隐含层(隐含层节点足够多)的3层BP神经网络能在闭集上以任意精度逼近任意非线性连续函数。拓扑结构如图6所示。

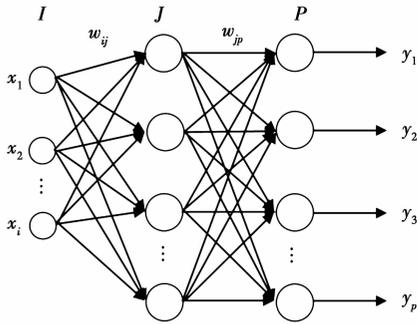


图6 3层BP神经网络

Fig. 6 Three-layer BP neural network

设输入层有 I 个输入信号,其中的任一输入信号用 i 表示;隐含层有 J 个神经元,其中任一神经元用 j 表示;输出层有 P 个神经元,其中任一神经元用 p 表示。输入层与隐含层的权用 w_{ij} 表示,隐含层与输出层的权用 w_{jp} 表示。神经元的输入用 u 表示,激励输出用 v 表示。 u 和 v 的上标表示层,下标表示层中的某个神经元,如 v_j^j 表示隐含层第 j 个神经元的输出。设训练样本集为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$, 对应任一训练样本 $X_n = [x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nP}]^T$, 实际输出为 $Y_n = [y_{n1}, y_{n2}, \dots, y_{nP}]^T$, 期望输出为 $D_n = [d_{n1}, d_{n2}, \dots, d_{nP}]^T$ 。设 k 为迭代次数,权值和实际输出是 k 的函数。

网络输入训练样本 X_n , 经过正向传播过程可得

$$u_j^j = \sum_{i=1}^I w_{ij} x_{ni}$$

$$v_j^j = f(u_j^j) = f\left(\sum_{i=1}^I w_{ij} x_{ni}\right) \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (5)$$

$$u_p^p = \sum_{j=1}^J w_{jp} v_j^j$$

$$y_{np} = v_p^p = \varphi(u_p^p) = f\left(\sum_{j=1}^J w_{jp} v_j^j\right) \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (6)$$

一个样本的误差确定为

$$E_n(k) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P [d_{np}(k) - y_{np}(k)]^2 \quad (7)$$

所有样本的总误差为

$$E(k) = \sum_{n=1}^N E_n(k) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P [d_{np}(k) - y_{np}(k)]^2 \quad (8)$$

1) w_{jp} 的修正。BP算法中权值的修正量与误差对权值的偏微分成比例,即

$$\begin{aligned} \Delta w_{jp}(k) &= -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{jp}(k)} = \\ &= -\eta \sum_{n=1}^N \frac{\partial E_n(k)}{\partial y_{np}(k)} \frac{\partial y_{np}(k)}{\partial u_p^p} \frac{\partial u_p^p}{\partial w_{jp}(k)} = \\ &= \eta \sum_{n=1}^N \delta_p^p(k) v_j^j(k) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\delta_p^p(k) = -\frac{\partial E_n(k)}{\partial y_{np}(k)} \frac{\partial y_{np}(k)}{\partial u_p^p} = [d_{np}(k) - y_{np}(k)] \varphi'(u_p^p) \quad (10)$$

$$w_{jp}(k+1) = w_{jp}(k) + \Delta w_{jp}(k) \quad (11)$$

2) w_{ij} 的修正。类似可得

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(k) &= -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)} = \\ &= -\eta \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_n(k)}{\partial y_{np}(k)} \frac{\partial y_{np}(k)}{\partial u_j^j} \frac{\partial u_j^j}{\partial w_{ij}(k)} = \\ &= \eta \sum_{n=1}^N \delta_j^j(k) x_{ni} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\delta_j^j(k) = \sum_{p=1}^P [d_{np}(k) - y_{np}(k)] \varphi'(u_p^p) w_{jp} f'(u_j^j) \quad (13)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij}(k) \quad (14)$$

通过以上步骤,BP神经网络完成一次正向传播与反向调节的过程,称为一次学习或一次迭代。BP算法需要经过多次学习,才能使学习误差收敛到预设精度。因此,网络的学习时间、迭代次数和最终达到的误差精度成为衡量BP神经网络性能的重要指标。

4.2 模型建立

对已知实际温度预测测量温度正向系统的建立, BP 算法各参数设置如表 4 (I 、 J 、 P 分别表示输入层、隐含层、输出层神经元数量, N 表示样本数, k 表示最大训练次数, logsig 为 S 型传输函数, purelin 为线性传输函数)

表 4 正向系统参数设置

Table 4 Parameter settings of the forward system

I	J	P	N	k	$f(x)$	$\varphi(x)$
3	45	2	36	20 000	logsig	purelin

训练完成后, 取不同工况的几组数据输入网络, 用输出值与实测值对比进行验证, 结果如表 5 所示。

表 5 正向系统验证结果

Table 5 Verification result of the forward system

x/m	y/m	$\Delta h/^\circ\text{C}$	a		c^2	
			拟合	BP	拟合	BP
0.0	2.0	40.0	25.64	25.62	0.81	0.79
0.5	2.5	30.0	26.79	26.71	1.08	1.06
0.0	1.0	35.0	14.34	14.32	0.75	0.76
0.5	1.5	35.0	28.60	28.60	0.85	0.88

对已知测量温度预测实际温度反向系统的家里, BP 算法各参数设置如表 6 (各参数含义同表 4)

表 6 反向系统参数设置

Table 6 Parameter settings of the reverse system

I	J	P	N	k	$f(x)$	$\varphi(x)$
2	65	3	36	20 000	logsig	purelin

训练完成后, 取不同工况的几组数据输入网络, 用输出值与实测值对比进行验证, 结果如表 7 所示。

表 7 反向系统验证结果

Table 7 Verification result of the reverse system

a	c^2	x/m	x'/m	y/m	y'/m	$\Delta h/^\circ\text{C}$	$\Delta h'/^\circ\text{C}$
28.34	0.81	0.0	0.02	2.0	2.05	45.0	44.97
30.49	1.02	0.5	0.48	2.5	2.45	35.0	34.99
10.64	1.01	0.0	0.00	1.0	1.00	30.0	29.98
28.60	0.85	0.5	0.48	1.5	1.48	35.0	35.03

模型建立完成后, 由 BOTDR 测得热力管道泄漏位置附近的温度分布, 即可推算出实际温度分布,

有利于判断是否为泄漏点及泄漏情况的严重性。

5 结 论

根据热力管道小漏引起的实际温度场变化特征, 本文设计并完成了泄漏模拟实验, 通过精确控制变量积累了光纤测试先验数据。利用 BP 神经网络训练预警系统, 建立了小范围温度场情况下 BOTDR 测量温度与实际温度的对应关系, 为热力管道泄漏监测预警指标的确定提供了参考。主要结论如下:

1) 实验中 BOTDR 测得温度峰值的峰值小于实际的峰值, 三角形温度场测得峰值明显小于梯形温度场测得峰值, 且梯形温度场实验数据没有平台段。

2) 小漏引起的梯度温度场光纤测试数据与高斯曲线符合较好。可用高斯拟合做特征提取, 得到两个测量温度场特征, 分别反映温度场的峰值和宽度。

3) 本文建立的 ANN 模型经过实验数据验证精度良好, 即由 BOTDR 测量温度可得到比较精确的实际温度, 反之亦然。

参考文献:

- [1] 李明, 王晓霖, 吕高峰, 等. 光纤传感及其在管道监测中应用的研究进展[J]. 当代化工, 2014(1): 54-57.
LI M, WANG X L, LYU G F, et al. Development and application of optical fiber sensing technology in pipeline monitoring [J]. Contemporary Chemical Industry, 2014(1): 54-57. (in Chinese)
- [2] 袁朝庆, 庞鑫峰, 刘燕. 管道泄漏检测技术现状及展望[J]. 大庆石油学院学报, 2006(2): 76-79.
YUAN C Q, PANG X F, LIU Y. Status quo and prospect of pipeline leakage detection and location [J]. Journal of Daqing Petroleum Institute, 2006(2): 76-79. (in Chinese)
- [3] 关铁樑. 用于工业环境的分布式光纤温度传感器[J]. 光通信技术, 1993(2): 96-98.
GUAN T L. A distributed optical fiber temperature sensor for industrial environment [J]. Optical Communication Technology, 1993(2): 96-98. (in Chinese)
- [4] 胡佳惠, 张大伟, 陶春先, 等. 布里渊散射的分布式光纤温度传感器的研究进展[J]. 激光杂志, 2011, 32(6): 1-3.
HU J H, ZHANG D W, TAO C X, et al. Research and development of distributed optic fiber sensors based on

- Brillouin scattering [J]. *Laser Journal*, 2011, 32(6): 1-3. (in Chinese)
- [5] 耿军平, 许家栋, 郭陈江, 等. 全分布式光纤温度传感器研究的进展及趋势[J]. *传感器技术*, 2001, 20(2): 4-8.
GENG J P, XU J D, GUO C N. Development and trend of fully distributed fiber optic sensor for distributed temperature measurement [J]. *Journal of Transducer Technology*, 2001, 20(2): 4-8. (in Chinese)
- [6] 崔何亮, 张丹, 施斌. 布里渊分布式传感的空间分辨率及标定方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2013(7): 1232-1237, 1245.
CUI H L, ZHANG D, SHI B. Spatial resolution and its calibration method for Brillouin scattering based distributed sensors [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2013(7): 1232-1237, 1245. (in Chinese)
- [7] BAO X Y, CHEN L. Recent progress in Brillouin scattering based fiber sensors [J]. *Sensors*, 2011, 11: 4152-4187.
- [8] PARKER T R, FARHADIROUSHAN M, HANDEREK V A, et al. A fully distributed simultaneous strain and temperature sensor using spontaneous Brillouin backscatter [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 1997, 9(7): 979-981.
- [9] 刘葵, 邹健, 黄尚廉. 分布式光纤温度传感器系统分辨率确定的理论分析[J]. *光子学报*, 1996(7): 635-639.
LIU Y, ZOU J, HUANG S L. Theoretic analysis for determining the resolutions of distributed optical fiber temperature sensing system [J]. *ACTA Photonica Sinica*, 1996(7): 635-639. (in Chinese)
- [10] ZHANG D, XU H, SHI B, et al. Brillouin power spectrum analysis for partially uniformly strained optical fiber [J]. *Optics & Lasers in Engineering*, 2009, 47(9): 976-981.
- [11] ROMEO B, ALDO M, LUIGI Z. Reconstruction technique for stimulated Brillouin scattering distributed fiber-optic sensors [J]. *Optical Engineering*, 2002, 41(9): 2186-2194.
- [12] ROMEO B, ALDO M, LUIGI Z. Accuracy enhancement in Brillouin distributed fiber-optic temperature sensors using signal processing techniques [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2004, 16(4): 1143-1145.
- [13] ZHANG Y J, LIU W Z, FU X H, et al. The high precision analysis research of multichannel BOTDR scattering spectral information based on the TTDF and CNS algorithm [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(7): 1802-1807.
- [14] WANG F, ZHAN W W, ZHANG X P, et al. Improvement of spatial resolution for BOTDR by iterative subdivision method [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2013, 31(23): 3663-3667.
- [15] HAYKIN S. 神经网络原理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004: 109-176.
HAYKIN S. *Neural networks* [M]. Beijing: China Machine Press, 2004: 109-176. (in Chinese)

(编辑 胡玲)