

基于光纤传感网络的多目标分类识别算法设计

原娇杰, 焦梦甜, 赵杰文

(焦作大学 信息工程学院, 河南 焦作 454003)

摘要: 为了实现光纤传感网络中多个目标同时工作时的目标种类识别, 设计了一种基于光纤传感网络的多目标分类识别算法。该算法以信号振幅、时长及频率作为目标信号的特征参量, 构建了基于测试节点波长响应的解算模型。通过布喇格光纤光栅(FBG)组网的光纤传感网络进行信号采集, 并对采集到的信号进行特征提取和分析。实验结果表明: 在 20 m×30 m 的测试区域内, 对 4 种典型的振动源进行了波长响应测试。4 种目标具有不同的信号特征: 目标 1 的信号波长振幅均值为 1 250 pm, 具有约 120 ms 的周期特征; 目标 2 和 3 的信号波长振幅均值在 150~350 pm 之间; 目标 4 的信号波长振幅均值超过 3 200 pm, 时长大约 15 s。

关键词: 光纤传感; 多目标识别; 光纤光栅; 信号混叠; 目标识别率

中图分类号: TN929.11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2025)02-0017-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.02.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Design of multi-target classification and recognition algorithm based on fiber optic sensing network

YUAN Jiaojie, JIAO Mengtian, ZHAO Jiewen

(School of information Engineering, Jiaozuo University, Jiaozuo Henan 454003, China)

Abstract: In order to achieve target type recognition when multiple targets are working simultaneously in fiber optic sensing network, a multi-target classification and recognition algorithm based on fiber optic sensing networks is designed. This algorithm constructs a solution model based on the wavelength response of test nodes, using signal amplitude, duration, and frequency as characteristic parameters of the target signal. Signal acquisition is carried out through a fiber optic sensing network networked with fiber Bragg grating (FBG), and the collected signals are subjected to feature extraction and analysis. The experimental results indicate that wavelength response tests are conducted on four typical vibration sources within a testing area of 20 m×30 m. The four targets have different signal characteristics: target 1 has a wavelength amplitude mean of 1 250 pm and a periodic feature of approximately 120 ms. The average wavelength amplitude of targets 2 and 3 is between 150~350 pm. The average wavelength amplitude of target 4 exceeds 3 200 pm, with a duration of approximately 15 seconds.

Key words: fiber optic sensing, multi-target recognition, fiber Bragg grating, signal aliasing, target recognition rate

0 引言

由于光纤传感网络具有检测范围大、灵敏度高、环境适应性好等特点, 在大范围安防、区域目标定位等领域被广泛应用^[1-3]。传统的功能, 例如识别目标的

存在与否及进行粗略的位置判断, 已难以满足日益增长的检测需求。在大范围内实现多目标、多状态参数的准确分类成为研究热点^[4]。其中, 识别目标种类、计算目标位置、推断目标运动状态是传感网络的主要检测任务。

SIDELNIKOV O 等人^[5]针对区域内多个异常干扰信号进行测试, 利用不同频率实现目标分类, 检出率达 86.3%。然而, 该方法仅能实现定性分类, 无法提供目标状态参数信息。TEJEDOR J 等人^[6]在管道上铺设光纤传感网络, 通过分析振动信号的差异性, 识别周边可能危害管道的工程作业, 并利用强度阈值实现了不同干扰的分类。田苗^[7]结合神经网络与函数模态分

收稿日期: 2024-03-29。

基金项目: 河南省科技攻关计划项目(172102210390)资助。

作者简介: 原娇杰(1981—), 女, 河南博爱县人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为计算机网络、光纤传感、算法研究等。2021 年, 主持结项焦作大学教研项目“单片机课程渐进式学习平台研究与开发”。2024 年, 被评为焦作大学“优秀教师”。



原娇杰,焦梦甜,赵杰文: 基于光纤传感网络的多目标分类识别算法设计

解方法,对4种入侵事件进行分析,识别准确率均值达85.2%。邹柏贤等人^[8]利用振动信号的三维可视化技术,对白噪声、行人、车辆、挖掘机等不同振动源进行分类测试,分类准确率优于90%。然而,三维点云数据量较大,显著降低了处理速度。潘睿智等人^[11]利用光纤光栅触觉传感技术实现目标分类,分类算法准确度达96.6%。然而,该方法主要用于目标与布喇格光纤光栅(FBG)的直接接触测量,虽然准确度高,但响应性能随距离增加显著下降。SUZHEN L等人^[13]利用人工神经网络(ANN)对光纤传感数据中的施工振动进行分析,这种方法具有高精度和广泛的覆盖范围。然而,该技术主要用于单一振动信号的识别,尚无法实现多目标分类。尚秋峰等人^[14]结合变分模态分解与支持向量机算法,对4种异常信号进行识别,识别精度超过98%。然而,由于采用了2种算法,单次数据处理耗时达169 s,速度较慢。彭宽等人^[9]基于时/频域差异对区域入侵源进行测试,对4种周期性干扰源的分类准确度优于98%。江虹等人^[10]利用超弱光纤光栅对5种常见入侵干扰进行测试,基于信号归一化特征进行分类,在500组测试样本中,识别准确率优于98%。WEI-HAO C等人^[12]利用Φ-OTDR技术来获取目标信号,该技术以其高精度和良好的稳定性著称。这些文献报道的识别率都非常高,但这些测试往往是在理想或独立条件下进行的,而对于多种干扰源的情况则鲜有报道^[15-19]。当不同类型的多目标同时存在时,混叠信号之间的交叉敏感性成为影响测试准确度的主要问题。为此,本文设计一种基于光纤传感网络的多目标分类识别算法。

1 多目标分类识别算法

本文的研究重点是对多目标混叠信号的分类识别。通过FBG布局设计,构建位置关系模式构建。

1.1 系统设计

基于光纤传感网络的多目标分类识别系统结构

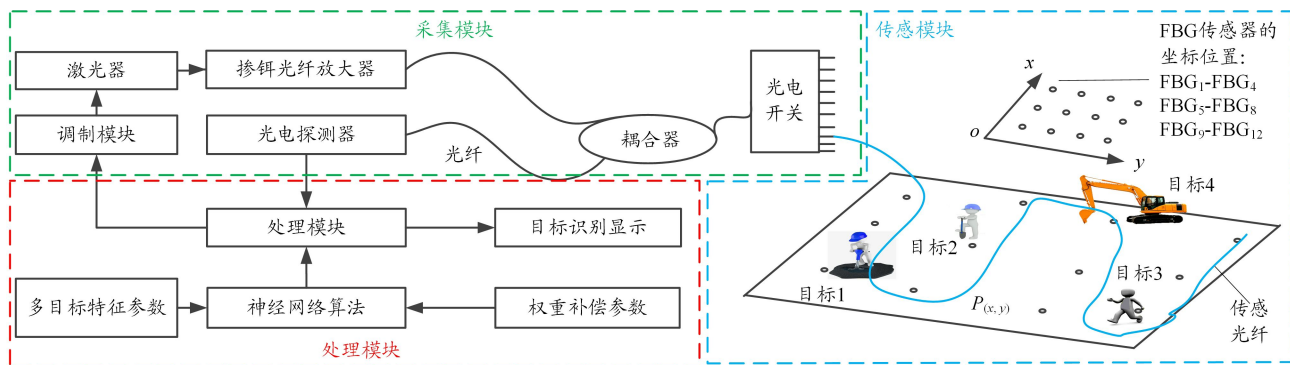


图1 基于光纤传感网络的多目标分类识别系统

如图1所示。待测目标分别为单人使用冲击镐(目标1)、单人使用铁锹(目标2)、单人步行(目标3)和挖掘机(目标4)。

系统主要包含3个部分:传感模块、采集模块与处理模块。传感模块由铺设于测试区域的光纤传感网络组成,负责获取待测区域内目标物体的振动信号,通过光纤探头传感至采集模块。采集模块包含输出和输入2个部分,输出由调制模块、激光器及掺铒光纤放大器输出原始光信号,经耦合器通过光开关进入需要测量的光路通道,反射光由耦合器传回光电探测器,从而实现光/电转化,电信号进入处理模块;本文根据多目标特征与位置解算关系,构建包含目标位置与响应波长变化量的信号特征函数,从而完成多目标分类识别。

1.2 算法设计

1.2.1 多目标分类特征分析

为了实现多目标分类,需要根据不同目标的信号特征构建信号提取与识别算法。在测试过程中,主要的待检测目标包括人员、机械、车辆、大型设备等。这些目标的信号特征主要从频率 f 、振幅强度 A 与持续时间 t 上进行分类,则信号特征函数 $G(f, A, t)$

$$G(f, A, t) = [f_1 A_1, f_2 A_2, \dots, f_n A_n] [t_1, t_2, \dots, t_n] \quad (1)$$

其中, n 表示该信号在测试时间段内的采集点数;频率 $f_1, f_2, \dots, f_n$ 表示对应采样点上信号的频率值,其表征了该位置信号的变化速度,即信号的斜率; $A_1, A_2, \dots, A_n$ 表示对应采样点上信号的振幅,其表征信号在该点的强度; $t_1, t_2, \dots, t_n$ 表示对应采样点上的持续时间,其表征了信号状态的时间宽度。针对本文区分的4种待测目标,因信号源差异将产生4种特征信号,即 $G_1(f_1, A_1, t_1)$ 、 $G_2(f_2, A_2, t_2)$ 、 $G_3(f_3, A_3, t_3)$ 和 $G_4(f_4, A_4, t_4)$,根据不同特征分布与源位置函数的卷积即可完成多目标信号的解耦。

本文构建测试区域坐标系 $L(x, y)$,任意测试点 P

的坐标为 $P(x, y)$ 。由于光纤传感网络的铺设是可以预先确定的, 故测试节点的位置也是预知的。这些节点可以根据测试区域的形状、大小预先设置, 设置采用均匀分布原则, 对于任意测试点 P 的响应信号 $R(t)$ 有

$$\begin{cases} R(t) = A_p t d(\Delta x, \Delta y) \\ d(\Delta x, \Delta y) = \sqrt{(x_p - x_{p_{\min}})^2 + (y_p - y_{p_{\min}})^2} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $d(\Delta x, \Delta y)$ 表示 P 点到光纤网络最近的测试节点的距离; x_p, y_p 表示测试点 P 的坐标, $x_{p_{\min}}, y_{p_{\min}}$ 表示距点 P 最近的光纤传感网络测试节点的坐标。由此可知, 对于 P 点上 4 种信号特征可以表示为

$$G(f, A, t) \geq |p| = G(f, A, t) R(t) \quad (3)$$

1.2.2 模型设计

测试节点上的 FBG 的波长响应可以表示为

$$\Delta \lambda_B = [(1 - p_\varepsilon) \varepsilon + (1 - p_T) T] \lambda_B \quad (4)$$

其中, ε 和 T 表示测试位置的应变与温度, p_ε 和 p_T 分别为 FBG 的应变响应系数和温度响应系数, λ_B 表示位置 1 的初始波长值。由此, FBG 存在温度与应变的交叉敏感, 故采用在测试节点位置添加钢制结构的温度敏感 FBG, 实现温度标定, 从而消除温度对应变的影响。式(4)经移项化简后, 可表示为

$$\varepsilon = (1 - p_\varepsilon)^{-1} \left(\frac{1}{\lambda_B} \Delta \lambda_B + C_T \right) \quad (5)$$

其中, C_T 为补偿后的温度常量。

应变是测试目标振动过程中的振幅, 故信号特征可以表示为

$$G(f, \Delta \lambda_B, t) \geq |p| = G(f, \Delta \lambda_B, t) R(t) \quad (6)$$

至此, 信号特征可以由事先可求得信号特征频率 f 、实测波长变化量 $\Delta \lambda_B$ 以及信号持续时间 t 完整表达。

1.2.3 算法步骤及流程设计

根据信号特征函数及模型设计关系, 算法的实现

步骤具体如下:

1) 根据光纤传感网络的铺设结构构建测试位置坐标系 $O(x, y)$, 计算任意 P 点与光纤传感网络中各个节点之间的位置关系, 确定 P 点在不同区域内最近的测试节点对应关系;

2) 采集光纤传感网络各个节点的波长变化量信息 $(\Delta \lambda_{B1}, \Delta \lambda_{B2}, \dots, \Delta \lambda_{Bn})$, 通过与初始波长信息 $(\lambda_{B1}, \lambda_{B2}, \dots, \lambda_{Bn})$ 对比, 判断目标所在的响应区域, 即将目标位置设定为 $P_1(x, y)$ 、 $P_2(x, y)$ 、 $P_3(x, y)$ 和 $P_4(x, y)$;

3) 预设 4 种待测试目标的特征函数 $G_1(f_1, A_1, t_1)$ 、 $G_2(f_2, A_2, t_2)$ 、 $G_3(f_3, A_3, t_3)$ 和 $G_4(f_4, A_4, t_4)$, 创建基于已知位置种类信息的样本集, 确定目标识别算法中的权重分类参数 $[f_1, f_2, \dots, f_n]$ 、 $[A_1, A_2, \dots, A_n]$ 和 $[t_1, t_2, \dots, t_n]$;

4) 根据波长变化量分别计算目标的最近测试节点距离 $d(\Delta x, \Delta y)$, 并将不同的节点距离代入式(3)获得包含位置信息及信号类型的特征函数;

5) 采集对应测试目标位置的传感节点上的温度补偿系数 C_{Tn} , 代入式(5)后计算应变的测试结果, 完成 ε 与 $\Delta \lambda_B$ 线性映射的权重转化;

6) 计算 P 点的 $G(f, \Delta \lambda_B, t)$, 与 4 种待测试目标的特征函数对比, 符合阈值的判定为相应目标, 否则剔除, 对所有波长偏差超限的点进行遍历, 最终完成目标位置、种类及状态的参数输出。多目标识别算法流程图如图 2 所示。

2 实验分析

本文采用 M1015-13 型宽带光源对信号波长 1 528~1 568 nm 进行扫频, 其波长分辨率为 ± 1 pm, 传感器采用 12 个应力敏感 FBG 和 12 个温度补偿 FBG, 解调模块选用 CASSTK-16 型光纤光栅解调仪。测试区域为 20 m×30 m 的空旷场地, FBG 的布设位置与图 1 中测

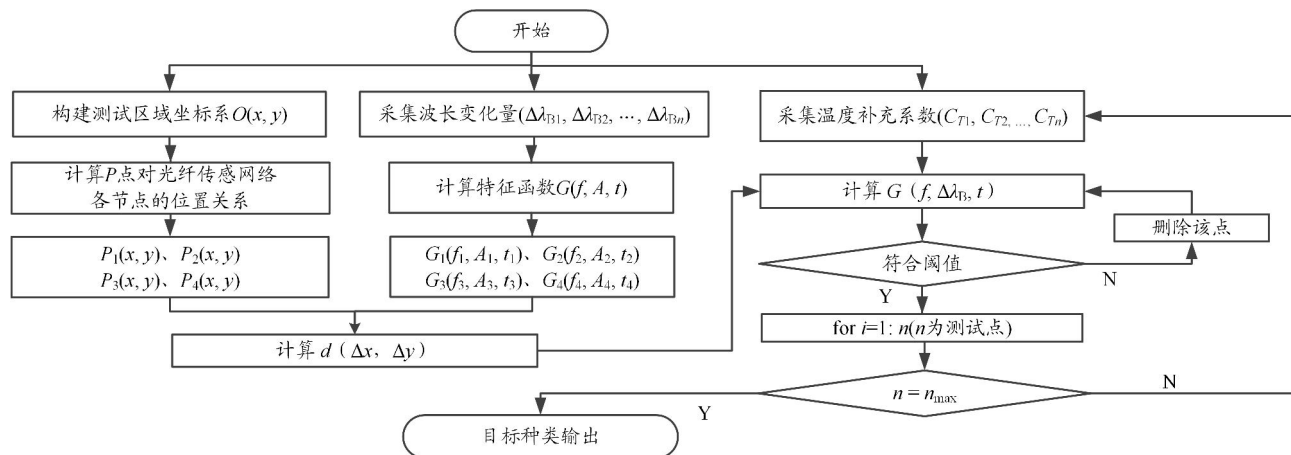


图 2 多目标识别算法流程图

原娇杰, 焦梦甜, 赵杰文: 基于光纤传感网络的多目标分类识别算法设计

试区域的黑点位置对应(相邻 FBG 在 x 轴和 y 轴上的间距为 10 m), 均匀分布在测试区域范围内。测试目标分别是单人使用冲击镐(目标 1)、单人使用铁锹(目标 2)、单人步行(目标 3)和小型挖掘机(目标 4)。

2.1 光纤传感信号采集

当待测目标进入运动状态后, 采集光纤传感网络上各个 FBG 的波长响应值。由于篇幅限制, 本文仅提供与 4 个测试目标最近位置 FBG (FBG₉、FBG₆、FBG₁₂、FBG₃) 的测试结果。随后, 选取一个固定时间窗口从原始信号中提取 5 段数据, 并对这些数据进行多次测量以计算平均值。对应的波长响应变化情况如图 3 所示。图 3(a) 中, FBG₉ 的回波响应显示出明显的周期性特征, 从实验数据计算得出其峰峰值之间时间约为 123 ms, 这与实验中使用的冲击镐的工作频率 (500 次/min) 相符; 计算得到其波长振幅均值为 1 250 pm, 测试数据方差仅为 0.031 5, 说明振动的强度基本保持一致。图 3(b) 中, FBG₆ 的振幅响应较弱, 但每隔一段时间会出现一个时延较长的拖尾信号。这些信号呈现出锯齿波状, 显示出一定的特征性。分析认为, 这些信号是由铁锹撞击地面后铲起过程中产生的振幅波动响应信号的持续时间大约为 1.0 s。图 3(c) 中, FBG₁₂ 的回波信号很弱, 仅在目标 3 通过时存在一个振幅波动不大的信号。尽管该信号的振幅特征较弱, 但其频率特征相对明显, 持续时间约为 3 s。图 3(d) 中, FBG₃ 的回波信号最大振幅达到了 3 260 pm, 显著大于其它 3 种目标信号; 此外, 该信号没有明显的周期特性, 这表明目标对地面的动作会产生较强的冲击效应, 从而导致振幅显著增大。

由此可见, 不同振动源所产生的回波信号在振幅与频率上表现出显著的特征差异。然而, 对于未在此展示的其它 FBG, 其响应特征之间存在较高的相似性, 频率特性几乎保持一致, 而振幅特性则出现了不同程度的减弱。这种现象主要是由于这些 FBG 相对于测试点的距离较远所引起的。综上所述, 可以通过对振幅和频率特征的详细分析, 实现对 4 种待测目标信号的有效分类与识别。

2.2 多目标信号识别

为了验证系统在多目标信号识别方面的适用性, 本文分别使用了双目标组合和三目标组合的方式进行测试。测试过程中记录的关键参数包括波长响应的最大变化量 $\Delta\lambda_{\max}$ 、信号持续时间 t 、信号最大频率 $f_{\max}$, 以及目标检出概率(IP)与识别正确率(CP)。具体数据如表 1 所示。

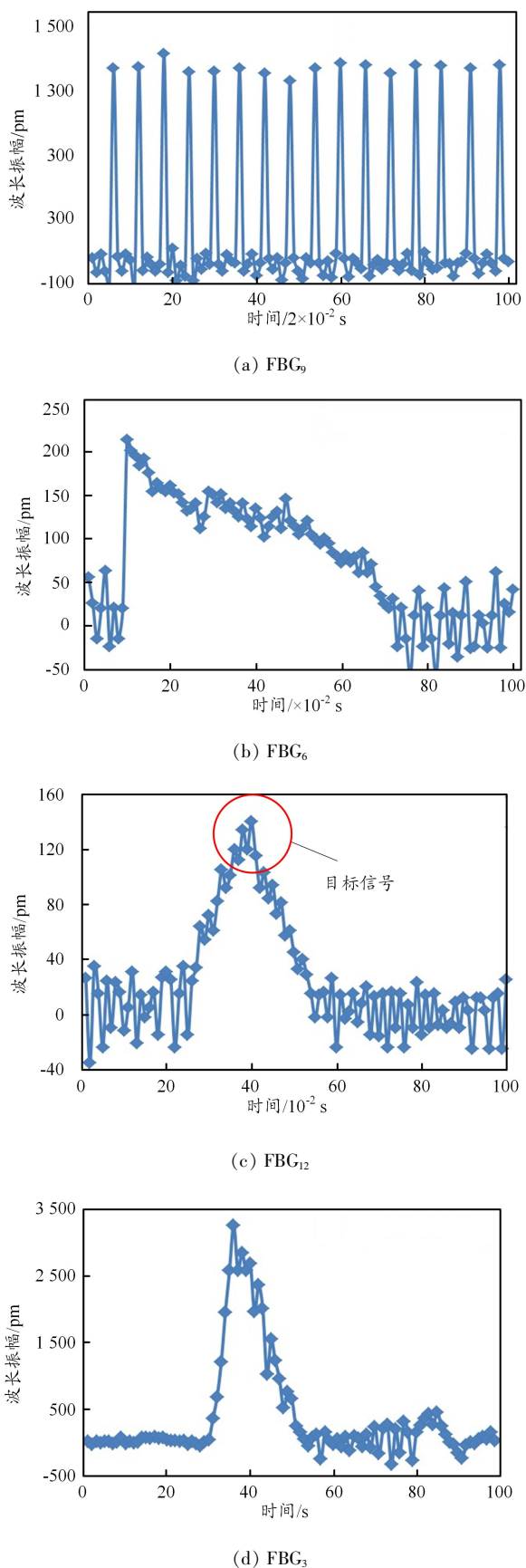


图3 距离最近的4个FBG的波长响应变化曲线

表 1 多目标组合的识别概率分布

目标组合	$\Delta\lambda_{\max}/\text{pm}$	t/s	$f_{\max}/\text{Hz}$	$\text{IP}_1/\%$	$\text{IP}_2/\%$	$\text{IP}_3/\%$	$\text{IP}_4/\%$	$\text{CP}_1/\%$	$\text{CP}_2/\%$	$\text{CP}_3/\%$	$\text{CP}_4/\%$
1,2	1 435	1.02	8.6	100	87.2	—	—	99.5	78.4	—	—
1,3	1 234	2.98	8.4	100	—	78.3	—	99.5	76.3	—	—
1,4	4 326	18.53	8.5	98.5	—	—	100	97.8	—	—	99.4
2,3	348	3.14	2.3	—	90.3	88.4	—	—	78.8	82.3	—
2,4	3 545	19.15	3.9	—	47.3	—	100	—	59.1	—	99.7
3,4	3 389	20.21	4.0	—	—	44.6	100	—	—	53.3	99.7
1,2,3	1 587	3.26	8.6	100	76.2	68.3	—	99.1	65.2	61.6	—
1,2,4	4 451	21.05	8.3	97.8	41.3	—	100	95.3	60.6	—	99.2
1,3,4	4 383	18.97	8.4	97.5	—	39.7	100	95.7	—	58.6	99.2
2,3,4	3 684	19.68	4.2	—	51.3	50.4	100	—	63.8	61.7	99.6

由表 1 可知,波长响应的最大变化量主要取决于待测点位置对地面造成的最大冲击程度。因此,目标 1 和目标 4 显示出的响应最明显。同时,由于多目标作用过程中存在信号混叠现象,混合目标的波长响应值通常比单一目标时更大。例如,单一目标 4 的 $\Delta\lambda_{\max}$ 为 3 260 pm,而当目标 1 和目标 4 混叠(1,4)时, $\Delta\lambda_{\max}$ 可达 4 326 pm;当目标 2、目标 3 和目标 4 混叠(2,3,4)时, $\Delta\lambda_{\max}$ 可达 3 684 pm。由此可见,通过分析波长响应的最大变化量,可以初步判断 FBG 响应信号是否涉及多目标及其可能的数量。

对于目标 1 和目标 4 而言,其目标 IP 几乎是 100%,这是由于目标 1 的频率和目标 4 的振幅都具有十分明显的特征。当单独目标 2 和 3 混叠(2,3)时,其 IP 均优于 85%。相比之下,目标 2 和 3 会存在因目标 1 和 4 的引入而导致的识别率下降,最差值为 50.4%。对比目标 IP,目标的 CP 略低于 IP,这是由于部分检出结果存在假信号的缘故。通过双目标和三目标混叠信号的识别结果计算可知,双目标的平均 IP 为 86.21%,平均 CP 为 81.88%,三目标的平均 IP 为 83.82%,CP 为 79.96%。本系统对多目标混叠的识别效果均在 80%以上,验证了其多目标识别的可行性。4 种目标具有不同的信号特征:目标 1 的信号波长振幅均值为 1 250 pm,具有约 120 ms 的周期特征;目标 2 和 3 的信号波长振幅均值在 150~350 pm 之间;目标 4 的信号波长振幅均值超过 3 260 pm,时长大约 15 s。

将相同的测试数据分别使用 ANN 和遗传算法(GA)进行分析,测试结果的核心指标与本算法对比情况如表 2 所示。

由表 2 可知,在单目标情况下,3 种算法的 CP 基本一致,均在 98%左右;本文提出算法的收敛时间介

表 2 不同算法的测试效果对比

算法	CP/%			收敛时间/s		
	单目标	双目标	三目标	单目标	双目标	三目标
ANN	98.81	86.69	83.91	2.15	10.36	34.68
GA	98.52	85.33	80.34	0.81	8.47	14.36
本文算法	98.74	86.21	83.82	1.52	2.59	5.69

于 ANN 算法与 GA 之间,三者差异不大。当处理双目标和三目标情况时,本文算法的 CP 与 ANN 算法相当,并且两者均优于 GA;本文算法的收敛时间仅分别为 2.59 s 和 5.69 s,相比 ANN 算法均提高了大约 4 倍以上。鉴于本系统主要应用于多目标识别,因此本文提出的算法具有明显优势。

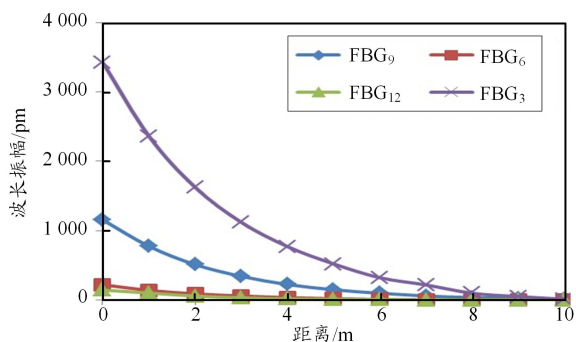
2.3 距离影响分析

为了分析距离对测试结果的影响程度,本文对不同距离时混叠目标的响应进行了对比,测试了随距离变化的 FBG 波长变化响应,结果如图 4 所示。

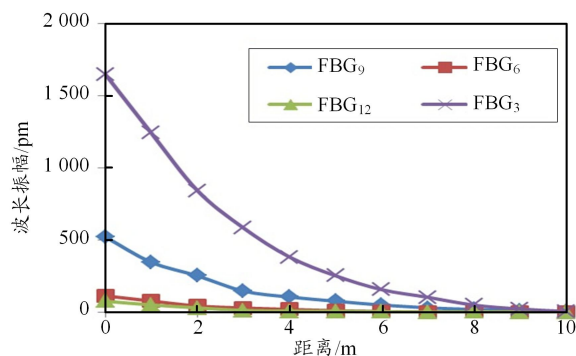
从图 4(a)可以看出,FBG 的垂向响应最为敏感,但随距离的增加,其波长变化响应量指数级下降,在 5 m 的中间位置上,衰减后振幅约为原始振幅强度的 15%,4 种不同振动情况对应的 FBG 衰减效果基本一致。从图 4(b)可以看出,由于是轴向响应,其初始振幅值就明显弱于垂向,而随距离增加的衰减效果也更强,其 5 m 位置处的衰减幅度仅约 12%。

由双目标混叠测试结果可知,波长响应的最大变化量呈现出随距离增加而单调递减的趋势。6 种组合的衰减程度偏差小于 10%。持续时间和最大频率与表 1 基本一致。因此,可以采用相同的识别方式对不同距离的目标混叠进行分析。在三目标混叠测试结果中,6

原娇杰, 焦梦甜, 赵杰文: 基于光纤传感网络的多目标分类识别算法设计



(a) FBG 垂向响应



(b) FBG 轴向响应

图4 不同距离条件下的FBG垂向与轴向响应

种组合的衰减程度偏差小于15%。尽管距离可能对测试结果的振幅产生一定影响,但它并不会影响频率特性。因此,这种距离上的变化对于平均识别率的影响较小。

3 结束语

本文设计了一种基于多目标信号参数特征的识别算法,通过标记振幅、时长及频率特征,实现了多目标信号混叠的解耦。测试了4种常见光纤传感信号,分析显示各目标特征鲜明:目标1振幅均值为1250 pm,周期约120 ms;目标2和3振幅为150~350 pm,时长1~3 s;目标4振幅超过3200 pm,时长约15 s。在混叠测试中,识别率与正确率均超80.0%,验证了所提算法的可行性。结合目标坐标和响应波长,该算法实现了多目标信息的有效分离与识别。

参考文献:

[1] DI SANTE R. Fibre optic sensors for structural health monitoring of aircraft composite structures: recent advances and applications [J]. Sensors, 2015, 15(8): 18666–18713.

[2] WU H J, QAINY, ZHANG W, et al. Feature extraction and identification in distributed optical-fiber vibration sensing system for oil pipeline safety monitoring[J]. Photonic Sensors, 2017, 7(4): 305–310.

[3] REN L, JIANG T, JIA Z G, et al. Pipeline corrosion and leakage monitoring base optical fiber sensing technology [J]. Measurement, 2018, 122: 57–65.

[4] 苟量, 张少华, 余刚, 等. 光纤地球物理技术的发展现状与展望[J]. 石油物探, 2022, 61(1): 15–31.

[5] SIDELNIKOV O, REDYUK A, SYGLETOS S. Qualization performance and complexity analysis of dynamic deep neural networks in long hal transmission systems[J]. Optics Express, 2018, 26(25): 32765–32776.

[6] TEJEDOR J, MACIAS-GUARASA J, MARTINS H F, et al. Real field deployment of a smart fiber-optic surveillance system for pipeline integrity threat detection: architectural issues and blind field test results[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(4): 1052–1062.

[7] 田苗. 双马赫-曾德型光纤周界安防系统的算法研究及其实现[D]. 天津: 天津大学, 2017.

[8] 邹柏贤, 许少武, 苗军, 等. 光纤安防系统中振动信号的特征提取和识别[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(9): 1859–1871.

[9] 彭宽, 冯诚, 王森懋, 等. 基于时/频域综合特征提取的分布式光纤入侵监测系统事件识别方法[J]. 光学学报, 2019, 39(6): 346–356.

[10] 江虹, 曾庆龙, 李家成. 基于VMD与MFE的光纤周界安防入侵事件识别[J]. 激光与红外, 2023, 53(7): 1073–1080.

[11] 潘睿智, 冯艳, 刘贺祥, 等. 光纤光栅滑触感知和分类训练的材质识别方法[J]. 光子学报, 2024, 53(2): 85–96.

[12] WEI-HAO C, GUANG-LI C. Experimental research on signal sensing of distributed acoustic sensing optical fiber based on Φ -OTDR in shallow water[J]. Wave Motion, 2024, 1(126): 1–11.

[13] SUZHEN L, RENZHU P, ZELONG L, et al. Perimeter monitoring of urban buried pipeline threatened by construction activities based on distributed fiber optic sensing and real-time object detection[J]. Optics Express, 2024, 32(2): 2590–2606.

[14] 尚秋峰, 樊小凯. 基于CVMD和DBO-SVM的光纤周界安防信号识别方法[J]. 半导体光电, 2024, 45(1): 159–166.

[15] PENG Z Q, JIAN J N, WEN H Q, et al. Distributed fiber sensor and machine learning data analytics for pipeline protection against extrinsic intrusions and intrinsic corrosions[J]. Optics Express, 2020, 28(19): 27277–27292.

[16] JIANG J P, LIU F, WANG H H, et al. Lateral positioning of vibration source for underground pipeline monitoring based on ultra-weak fiber Bragg grating sensing array[J]. Measurement, 2021, 172: 108892–1–108892–11.

[17] DU Y K, SHANG Y, WANG C, et al. Intrusive and non-intrusive microflow measurement based on distributed optical fiber acoustic sensing[J]. Measurement, 2023, 210: 112–121.

[18] LI T D, FAN C Z, LI H, et al. Nonintrusive distributed flow rate sensing system based on flow-induced vibrations detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 7001808–1–7001808–8.

[19] CHI Q, LUO Y, REN J, et al. Review on fiber-optic sensing in health Monitoring of power grids[J]. Optical Engineering, 2019, 58(7): 072007–072011.