

Optical Fiber Sensor Fault Signal Recognition Technology Based on External Load Position Prediction^{*}

LI Yanrui^{*}, TANG Jingyi

(Department of Information & Engineering, Shanxi Institute Of Mechanical & Electrical Engineering, Changzhi Shanxi 046011, China)

Abstract: In order to solve the problem of low efficiency and low accuracy in sensor fault identification, a fault signal identification method of optical fiber sensor based on external load position prediction is proposed. The sensor signal was demodulated and denoised by synthetic heterodyne algorithm and Fourier transform; The eigenmode function is used to extract the signal features under different faults, which are divided into two parts: state information and disturbance component. The approximation between them is calculated, and the fault signal feature vector is extracted combined with the linear model; The multi angle load of the sensor is predicted and fused by using the system grey fault identification method and the external load position, the grey incidence matrix is constructed, the closeness between it and the standard data is calculated, and the fault signal identification of the optical fiber sensor is completed. The simulation results show that the proposed method has obvious advantages in fault signal demodulation, denoising and identification. It plays a certain role in promoting the in-depth study of the sensor.

Key words: location of external load; optical fiber sensor; eigenmode function; linear model; fault characteristics

EEACC: 7210; 7230

doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2021.12.016

基于外部载荷位置预测的光纤传感器故障信号识别技术^{*}

李颜瑞^{*}, 唐婧壹

(山西机电职业技术学院信息工程系, 山西 长治 046011)

摘 要: 为了解决传感器故障识别过程中识别效率低和精度低的问题, 提出了基于外部载荷位置预测的光纤传感器故障信号识别方法。通过合成外差算法和傅里叶变换解调和去噪传感器信号; 采用本征模函数提取不同故障下信号特征, 并将其分为状态信息和扰动分量两部分, 计算二者之间的近似性, 结合线性模型提取故障信号特征向量; 利用系统灰色性故障识别方法和外部载荷位置预测传感器多角度负载并进行融合处理, 构建灰色关联矩阵计算其与标准数据之间的贴适度, 完成光纤传感器故障信号识别。仿真分析结果表明, 所提方法在故障信号解调、去噪以及识别方面均具有明显的优势。对深入研究传感器起到了一定的推动作用。

关键词: 外部载荷位置; 光纤传感器; 本征模函数; 线性模型; 故障特征

中图分类号: TN395.2

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2021)12-1663-06

近年来, 各项先进技术的发展, 带动传感器技术也越来越成熟, 在多个领域都起到了非常重要的作用, 例如医药行业、工业、军事领域等领域。光纤传感器在运行过程中可能会出现一些故障影响传感器的正常工作, 此时需要有相应的故障信号识别技术以解决这个问题。现有研究的重点放在当传感器出

现故障时, 怎样才能快速、高效、准确地识别出传感器故障信号位置, 例如: 文献[1]提出了一种基于功率谱估计的两级振动模式识别方案。设计并实现了该算法的监控系统软件, 以及软件系统设计中涉及的功能模块。对整个系统的实验测试表明, 该算法能够实时有效地识别传感电缆上的任何入侵事件,

项目来源: 山西省高等学校科技创新项目(2020L0755)

收稿日期: 2021-06-15 修改日期: 2021-08-11

入侵检测率大于95%,包括误报。但是该方法分析样本数量较少,不具有广义代表性;文献[2]结合深度置信网络和拉普拉斯映射法,实现了半监督故障的精准识别。通过选取相应故障信号,将其转换为低维流形特征的形式代入到深度置信网络中,以此获得少数的有标签样本和大量的无标签样本,分别提取特征并对故障类型做分类处理;然后,代入建立的识别模型中实现故障识别。该方法降低了计算难度,较好地挖掘了故障信号特征,但是并未对信号进行去噪处理,影响算法整体识别精度。

光纤传感器与其他传感器相比,上市时间较短,对于故障识别方法的研究也相对较浅。为此,本文从外部载荷位置预测的角度出发,提出了一种光纤传感器故障信号识别方法。首先,对传感器信号中包含的噪声和杂质采用合成外差算法和傅里叶变换分别进行解调和去噪处理,确保后续的特征提取结果精度;然后,针对不同故障类型分别提取了故障信号特征,将系统灰色性故障识别法与外部载荷位置预测法相结合,融合处理传感器多角度负载数据,并进行故障识别。在仿真分析中验证了本文方法不仅在识别精度上有明显的优势,同时保证了理想的识别效率。

1 光纤传感器故障信号分析

1.1 光纤传感器故障信号解调去噪

光纤传感器信号解调过程如图1所示。本文将合成外差算法引入算法中,把相位调制信号代入传感器信号中,使对传感器信号产生影响的因素指向调制信号^[3]。为了有效去除传感器信号中的噪声,本文将

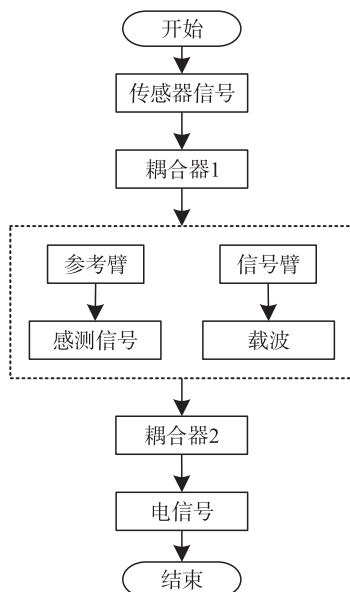


图1 光纤传感器信号解调过程图

分离传感器信号与低频干扰信号的频带,使敏感信号的偏振态变化和幅度波动处于较为平稳的状态^[4]。

由图1可知,信号从传感器中发出,经过耦合器1的作用形成两束不同的信号:感测信号和载波。由于传感器信号中物理量的存在,参考臂使得感测信号产生物理反应,信号臂相位同时也受到一定程度的影响。经过耦合器2的作用使两束信号汇合在一起,产生干涉现象,传感器信号由此转换为电信号,输出即可。输出的电信号可用式(1)表示:

$$u_{(v)} = B + C \cos[\varphi(a) + \phi_l \cos \omega_c v + \Psi_m(v)] \quad (1)$$

式中: B 表示输出电信号的直流偏置; C 表示交流增益; $\varphi(a)$ 表示传感器信号引起的相位变化; $\phi_l \cos \omega_c$ 表示载波信号引起的相位变化; $\Psi_m(v)$ 表示其他干扰因素引起的相位变化。

将式(1)的Bessel函数展开可得到:

$$u_{(v)} = B + C \left\{ \left[J_0(\phi_c) + 2 \sum_{k=1}^{\infty} (-1)^k J_{2k}(\phi_c) \times \cos(2k\omega_c v) \right] \cos[\varphi(v) + \Psi_m(v)] - \left[2 \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k J_{2k+1}(\phi_c) \cos(2k+1)\omega_c v \right] \times \sin[\varphi(v) + \Psi_m(v)] \right\} \quad (2)$$

从式(2)中可得,当传感器信号正好处于调制信号的边带上时,可通过载波频率为整数倍的频带^[5]对其进行过滤处理,过滤选择的滤波器为中心频带 ω_c 和 $2\omega_c$ 的带通滤波器,以此获得传感器信号向量 $S_1(v)$ 和 $S_2(v)$ 分别为:

$$\begin{aligned} S_1(v) &= -2BCJ_1(\phi_c) \cos(\omega_c v) \sin[\varphi(v) + \Psi_m(v)] \\ S_2(v) &= -2BCJ_2(\phi_c) \cos(\omega_c v) \sin[\varphi(v) + \Psi_m(v)] \end{aligned} \quad (3)$$

式中: J 表示整数倍的滤波频率。当本振信号的角频率分别为 ω_c 和 $2\omega_c$ 时,与 $S_1(v)$ 和 $S_2(v)$ 进行混频处理,即可得到式(4):

$$\begin{aligned} S_{1B}(v) &= -2BCJ_1(\phi_c) \cos(\omega_c v) \sin[\varphi(v) + \Psi_m(v)] \\ S_{2B}(v) &= -2BCJ_2(\phi_c) \cos(\omega_c v) \sin[\varphi(v) + \Psi_m(v)] \end{aligned} \quad (4)$$

通过观察式(4)可得,当带有正、余弦形式的传感器信号完成分离进入到低频部分^[6]时,经过低通滤波器的作用,可得到调制信号:

$$\begin{aligned} S_{1c}(v) &= K_1 \sin[\varphi(v) + \Psi_m(v)] \\ S_{2c}(v) &= K_2 \sin[\varphi(v) + \Psi_m(v)] \end{aligned} \quad (5)$$

式中: K_1 、 K_2 分别表示两个常数变量。对 $S_{1c}(v)$ 和 $S_{2c}(v)$ 进行微分交叉相乘后再相减,如式(6)所示:

$$S(v) = \frac{dS_{1c}(v)}{dt} \times S_{2c}(v) - \frac{dS_{2c}(v)}{dt} \times S_{1c}(v) = K_1 K_2 (\varphi(v) + \Psi_m(v)) \quad (6)$$

再对 $S(v)$ 进行积分计算,得到解调后的传感器信号为:

$$m_{(v)} = \int K_1 K_2 (\varphi(v) + \Psi_m(v)) dv \quad (7)$$

由于传感器运行状态下产生大量的噪声,影响后续特征提取结果,本文引入傅里叶变换进行去噪处理。

将 $\psi(t)$ 定义为传感器信号,同时满足 $\psi(t) \in L^2(R)$,经过傅里叶变换后, $\psi(t)$ 转换为 $\hat{\psi}(\omega)$,当 $\hat{\psi}(\omega)$ 满足式(8)条件时, $\hat{\psi}(\omega)$ 为一个母小波。

$$U_{\psi} = \int_{\omega} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (8)$$

对 $\psi(t)$ 进行伸缩和平移处理,得到:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (9)$$

式中: a 表示经过伸缩处理后得到的伸缩因子, b 表示经过平移处理后得到的平移因子, t 表示一个常数。

1.2 光纤传感器故障信号特征提取

传感器故障类型多种多样,当传感器出现不同故障时,为了可以准确判断为哪种故障,本文分别提取了不同故障类型的特征^[7]。首先获取传感器运行信号,经过经验模态分解技术的处理后,得到信号的本征模函数。在本征模函数分量(IMF)中包含两个部分:一部分为传感器状态信息,另一部分为传感器运行状态下产生的扰动分量。然后,计算 IMF 与传感器信号之间的近似性,本文选择关系值来表征,二者的关系值越大,说明 IMF 中包含的传感器状态信息就越多。IMF 与传感器信号 $x(x=1,2,\dots,N)$ 之间的关系值计算公式为:

$$\mu(i) = \frac{\sum_{j=1}^{2N-1} R_{\text{IMF}_i}(j) R_x(j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{2N-1} R_{\text{IMF}_i}^2(j) \sum_{j=1}^{2N-1} R_x^2(j)}} \quad (10)$$

式中: R_{IMF_i} 表示第 i 个 IMF 的关系函数值, R_x 表示 x 的相关函数值, j 表示 x 的系数值。

选取两个随机变量 X, Y , 假设二者之间存在某种关系上的相关性,通过互信息^[8-9]的非线性度量来衡量两个变量之间的近似性。在 X 已知的情况下,条件熵 $H(Y|X)$ 与无条件熵 $H(Y)$ 之间的关系为 $H(Y|X) \leq H(Y)$ 。那么, X, Y 之间的互信息计算公式如式(11)所示:

$$I(Y; X) = H(Y) - H(Y|X) \quad (11)$$

经过上述计算,筛选出 IMF 中包含的敏感分量,通过对单个敏感分量进行分析,计算其与传感器

信号之间的互信息值和关系值,并将所得结果进行绝对值计算,得到绝对值后,以乘积的方式计算得到经验模态分量的敏感度划分标准。

由于传感器状态信息多为高维特征向量,运行状态下会产生过多的冗余信息,使得特征提取效率降低。这里引入轻量级协议算法进行降维计算^[10-11]。

假设信号样本集为 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]$, 其中含有 n 个 D 维空间样本信息,使其映射到低维空间内,由此得到的样本矩阵为 $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_n]$, $\mathbf{z}_i = (i=1, 2, \dots, n)$ 表示一个 d 维向量($d < D$)。将 Q 定义为与 $\mathbf{Z}$ 对应的相似性矩阵。计算 Q 中包含的元素 q_{ij} 为:

$$q_{ij} = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{t}\right) & -\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 < \varepsilon \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ 分别表示两个相邻的信号, ε 表示阈值常数项,同时满足 $\varepsilon > 0$ 。从优化求解的角度计算,可得:

$$\arg \min_{\mathbf{W}} \sum_j (\mathbf{W}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{W}^T \mathbf{x}_j) q_{ij} = \arg \min_{\mathbf{W}} \mathbf{W}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{W}^T \mathbf{X} \mathbf{D}' \mathbf{X}^T \mathbf{W} = 1$, L 表示 Laplace 算子。矩阵 $\mathbf{D}'$ 中的元素 $d_{ij} = \sum_j q_{ij}$ 可以反映传感器信号的分布浓密度。

$\mathbf{W}$ 表示变换矩阵,可通过计算式(14)得到:

$$\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{W} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \quad (14)$$

在 PCA 子空间内可以通过特征映射去除矩阵 $\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T$ 的异常状态,计算公式如式(15)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{z} = \mathbf{W}^T \mathbf{x} \\ \mathbf{W} = \mathbf{W}_{\text{PCA}} \mathbf{W}_{\text{LPP}} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{W}_{\text{PCA}}$ 表示经过 PCA 子空间的映射后,得到的变换矩阵, $\mathbf{W}_{\text{LPP}}$ 表示经过 PCA 子空间和轻量级协议算法的映射后,得到的变换矩阵^[12]。

根据式(15)的计算结果,利用式(16)的线性模型进行故障信号特征向量的提取:

$$y_i = b_o + \sum_{j=1}^k b_j x_j \quad (16)$$

式中: b_o, b_o 分别表示模型中的参数。根据式(16)得到特征向量集合为:

$$\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_k) \quad (17)$$

2 外部载荷位置预测下光纤传感器故障信号识别

根据上文故障特征提取结果,结合系统灰色性

故障识别方法和外部载荷位置预测,对传感器进行多角度负载,记录所得数据。在此基础上,将所有数据进行融合,并利用故障识别法识别数据中的故障数据,实现过程如下:

在不同的运行状态下,传感器信号的特征也有所不同,通过观察这些特征的变化,即可实现对故障信号的识别。假设 $y^i = (y^i(1), y^i(2), \dots, y^i(l))$ 表示已知的传感器故障特征向量, $x^i = (x^i(1), x^i(2), \dots, x^i(l))$ 表示已知的传感器信号特征向量^[13]。 y^i 与 x^i 在第 l 个特征向量处的差异性计算公式为:

$$\Delta_{ij}(l) = |y^i(l) - x^i(l)| \quad (18)$$

再计算二者之间的灰色关联系数:

$$V|y^i(l) - x^i(l)| = \frac{\Delta_{ij}(\min) + \alpha\Delta_{ij}(\max)}{\Delta_{ij}(l) + \alpha\Delta_{ij}(\max)} \quad (19)$$

式中: $\Delta_{ij}(\min)$ 、 $\Delta_{ij}(\max)$ 分别表示环境参数的最小值和最大值, α 表示传感器分辨系数值。

在式(19)的基础上,构建灰色关联矩阵:

$$F = \begin{bmatrix} V(y_1, x_1) & V(y_1, x_2) & \cdots & V(y_1, x_s) \\ V(y_2, x_1) & V(y_2, x_2) & \cdots & V(y_2, x_s) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ V(y_m, x_1) & V(y_m, x_2) & \cdots & V(y_m, x_s) \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中: m 表示传感器已知故障特征量数量, s 表示所观察到的传感器信号组数。

故障特征评价指标集为 $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)$, 第 i 类故障与第 j 类特征评价指标之间的隶属度函数为 r_{ij} ^[14-16], 对其整合处理, 得到:

$$\sum_{j=1}^n r_{ij} = 1 \quad (21)$$

完成整合处理后,构建关系矩阵为:

$$R = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (22)$$

根据传感器故障类型的不同,计算每种特征指标隶属度函数值:

$$E = [e_1, e_2, \dots, e_n]^T \quad (23)$$

在式(23)的基础上,计算传感器实际运行状态数据与标准运行状态数据之间的贴近度:

$$O(R_i, E) = \frac{\sum_{j=1}^n (\eta_j \wedge E_j)}{\sum_{j=1}^n (\eta_j \vee E_j)} \quad (24)$$

通过计算传感器运行状态与标准状态之间贴近

度值的大小,找出最大的值,作为评判传感器故障信号的指标,至此实现于外部载荷位置预测的光纤传感器故障信号识别技术研究。

3 仿真分析

3.1 测试环境

为了验证所提方法在光纤传感器故障信号识别方面是否合理有效,需要进行仿真分析验证。测试在 VC++ 平台上完成,数据来自某光纤传感器运行数据,选取了其中的 600 组,存储在 SQL Server 2015 数据库内。在进行测试之前,需要将传感器故障信号特征向量 $y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_k$ 进行归一化处理,将其归纳到 $[0, 1]$ 区间内,得到:

$$\hat{y} = \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (25)$$

式中: $y_{\max}$ 表示故障信号特征向量的最大值, $y_{\min}$ 则为故障信号特征向量的最小值。

3.2 频率响应分析

光纤传感器在实际的使用过程中,随着信号频率的不断增加,频带的宽度也出现了变化,如果不及处理,极易发生混叠的现象,很难得到准确的信号,从而导致信号解调失败。在仿真分析中,通过运用本文方法对 0.5 kHz 情况下传感器信号的频带进行解调,分析结果如图 2 所示。

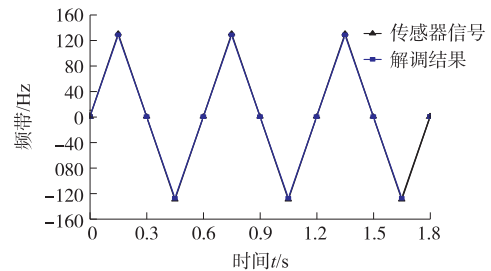


图2 0.5 kHz 情况下调解传感器信号结果

从图2中可以看出,在 0.5 kHz 下,光纤传感器波动在 ± 140 Hz 内,且波动幅度较稳定。通过本文方法的解调后,可以与原始传感器信号始终保持在同一个变化幅度下,且波动范围基本一致,没有出现明显波动,表明所提方法下调节手段能够有效避免混叠现象,可以实现准确、实时的跟踪解调,取得了理想的解调效果和频率响应效果。

3.3 故障信号去噪分析

根据图2的解调结果,将其作为信号波动曲线,并提取解调过程中的 2 100 个节点,分别利用本文方法与文献[1]功率谱估计、文献[2]深度置信网络三种方法,对其进行去噪,验证三种方法的信号去噪性能优势,结果如图3所示。

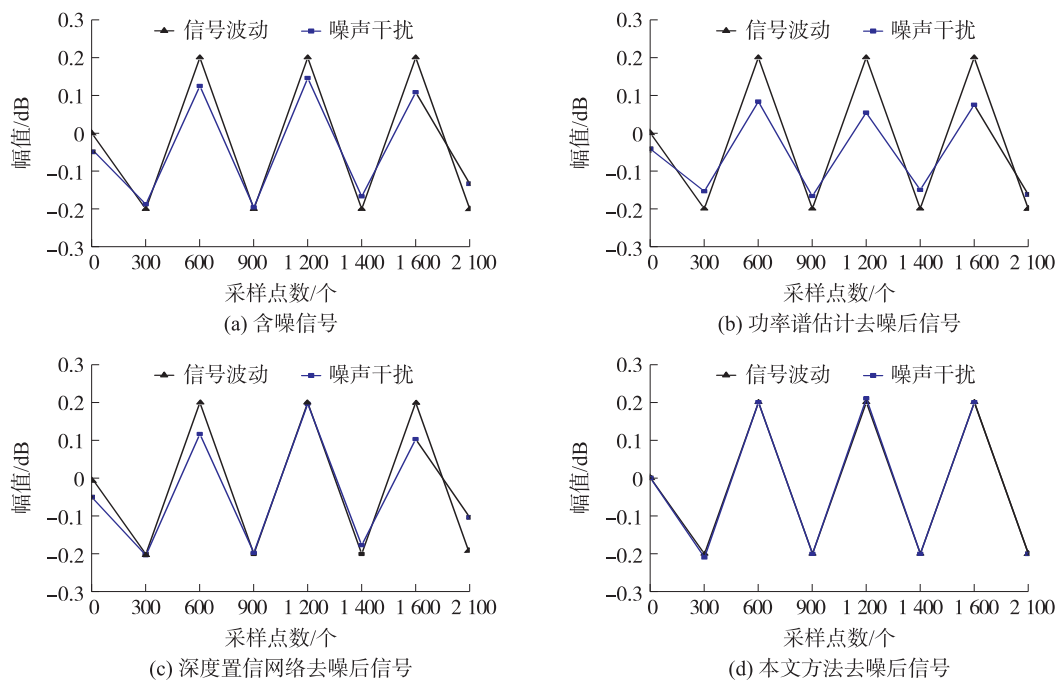


图 3 三种方法信号去噪对比图

从图 3 中可以看出,经过功率谱估计和深度置信网络去噪后的信号中,功率谱估计去噪后,噪声幅值偏差相较于原始图像噪声偏差更大,深度置信网络去噪后,去噪效果最好时为采样点为 1 200 个,但是依然存在一定程度的噪声和杂质,并没有达到理想去噪效果,对后续的故障信号特征提取在很大程度上都产生了影响。但是经过本文方法处理后的信号,精准地去除了噪声和杂质,噪声干扰曲线与信号波动曲线之间存在的噪声基本为 0,在后续的故障信号特征提取以及信号识别中可以起到很好的推动作用。

3.4 故障信号识别效率分析

运用三种方法,分别对选取的 600 组数据进行故障信号识别,所用时间如表 1 所示。

表 1 三种方法下故障识别时间对比

传感器 信号/组	所用时间/s		
	本文方法	功率谱估计	深度置信网络
100	5	12	14
200	15	28	29
300	24	35	34
400	35	42	45
500	44	58	61
600	57	72	81

从表 1 中可以看出,三种方法随着传感器信号数量的增加、故障识别耗时都在不断增加,但是对比之下,本文方法所用时间最少。这是由于本文方法结合了系统灰色性故障识别方法和外部载荷位置预

测,在数据融合之后对信号进行故障识别,在保证识别精度较高的前提下提高了识别效率。

4 实际验证

为了进一步验证所提方法的有效性,进行实际验证,将某光纤传感器的工作状态划为 5 种,其中 4 种为故障,另 1 种为正常状态,分别为光纤链路故障、电机故障、光纤收发器故障、电源故障以及正常状态,其样本个数分别为 20、20、35、25、100 个。以此为基础运用三种方法,分别对选取的样本数据进行故障信号识别,所用时间如表 2 所示。

表 2 三种方法下故障识别时间对比

传感器状态	所用时间/s		
	本文方法	功率谱估计	深度置信网络
光纤链路故障	4.5	8.3	6.8
电机故障	4.6	8.9	9.2
光纤收发器故障	6.5	9.8	8.5
电源故障	5.2	7.9	10.8
正常状态	5.8	12.1	12.9

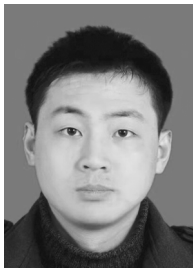
从表 2 中可以看出,本文光纤传感器故障识别技术有效解决了当前光纤传感器故障识别效率较低的缺陷,可以准确识别光纤传感器的工作状态。相较于对比方法,所用时间在 6.5 s 以内,识别效率和时间更高。这是由于本文方法结合外部载荷位置预测方法,在数据融合识别光纤传感器信号,准确分别故障信号类型,在保证识别精度较高的前提下提高了识别效率。

5 结论

当前针对光纤传感器如何实现高效故障识别,本文提出了基于外部载荷预测的故障信号识别方法。利用合成外差算法和傅里叶变换对传感器信号中存在的噪声和杂质进行解调和去噪处理,确保后续特征提取具有较高的精度,利用本征模函数对不同故障类型下的信号进行特征提取,结合系统灰色故障识别方法和外部载荷位置预测,实现对光纤传感器的故障识别。仿真对比分析中,本文方法展现出了超高的识别效率,同时确保具有理想的识别精度,为传感器技术的发展提供了可靠的参考依据。

参考文献:

- [1] Marie T, Han D, An B. Pattern Recognition Algorithm and Software Design of an Optical Fiber Vibration Signal Based on Φ -Optical Time-Domain Reflectometry [J]. Applied Optics, 2019, 58(31):8423.
- [2] 郭顺生,李益兵,江丽,等. 基于拉普拉斯特征映射和深度置信网络的半监督故障识别[J]. 机械工程学报, 2020, 56(1):69-81.
- [3] 王建辉,刘朋鹏,韦福东,等. 基于工业互联网和多传感器数据的电机故障诊断方法[J]. 电机与控制应用, 2019, 46(12):92-98.
- [4] 刘程鹏. 基于数字信号处理技术的光纤传感器故障辨识[J]. 现代电子技术, 2019, 42(17):43-48.
- [5] 赵治国,付十豪,姜斯文,等. 干式 DCT 同步器作动电机位置传感器故障诊断[J]. 汽车工程, 2020, 42(11):1585-1594.
- [6] 陶松兵,王一鸣,吴光伟,等. 基于 Kullback-Leibler 距离的闭环系统传感器微小故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(6):909-914.
- [7] 王红星,于海泉,司风琪,等. 基于多模型鲁棒输入训练神经网络协同的燃气-蒸汽联合循环机组传感器故障诊断方法[J]. 中国电力, 2019, 52(11):125-133.
- [8] 徐卫晓,谭继文,井陆阳,等. 基于深度学习和多传感器的数控机床铣刀磨损状态信号监测方法研究[J]. 机床与液压, 2020, 48(9):66-69.
- [9] Grechishnikov V M, Komarov E G. Increasing the Information Capacity of a Fiber-Optic Multi-Sensor Converter of Binary Mechanical Signals Into Electrical Signals[J]. Measurement Techniques, 2020, 63(9):690-699.
- [10] 李斌,张敏,周恒,等. 基于小波包分析和支持向量机的光时域反射仪光缆故障识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2):127-134.
- [11] Sidhishwari S, Basu M, Ghorai S K. A Modal Interference-Based Fiber Optic Sensor for Dual Parameter Measurement Using an Artificial Neural Network[J]. Optical Fiber Technology, 2019, 50:216-224.
- [12] 江洪,周宇,薛红涛,等. 基于 CDI 和 AHNs 的轮毂电动机轴承故障逐次诊断方法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2021, 42(1):15-21.
- [13] 池永为,杨世锡,焦卫东,等. 基于 EMD-DCS 的滚动轴承伪故障特征识别方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(9):9-16.
- [14] 王枫,王兆明. 基于峰值误差的传感器脉冲信号检测研究仿真[J]. 计算机仿真, 2020, 37(12):426-429, 459.
- [15] Costa L, Martins H F, Martin-Lopez S, et al. Fully Distributed Optical Fiber Strain Sensor with 10[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(18):4487-4495.
- [16] Ashry I, Yuan M, Alias M S, et al. Normalized Differential Method for Improving the Signal-to-Noise Ratio of a Distributed Acoustic Sensor[J]. Applied Optics, 2019, 58(18):4933.



李颜瑞(1982—),男,汉族,山西长治人,计算机应用技术硕士研究生,讲师,研究方向为模式识别, liyanrui21313@163.com;



唐婧壹(1984—),女,汉族,吉林榆树人,电路与通信系统专业硕士研究生,副教授,研究方向为通信网络监控。