

利用 FBG 传感信号诊断滚动轴承故障的检测方法

陈勇^{1*}, 安汪悦¹, 刘焕淋², 陈亚武¹

¹重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室, 重庆 400065;

²重庆邮电大学光纤通信技术重点实验室, 重庆 400065

摘要 针对传统轴承故障诊断算法精度低、易受噪声干扰等问题, 提出一种经验模态分解与卷积神经网络相结合的诊断方法。利用光纤布拉格光栅(FBG)获取轴承的振动信号, 再由经验模态分解将信号分解为多个本征模态函数(IMF)分量, 并提取有效信号, 利用 IMF 分量的结构特性将 IMF 分量组合成矩阵, 输入至改进的卷积神经网络中进行故障分类识别。实验结果表明, 所提方法能有效识别正常轴承、故障轴承及复合故障轴承, 其识别准确率大于 91%。

关键词 光纤光学; 轴承故障诊断; 经验模态分解; 卷积神经网络; 解耦分类

中图分类号 TN253; TN911.7

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.1104004

Detection Method Using FBG Sensing Signal to Diagnose Rolling Bearing Fault

Chen Yong^{1*}, An Wangyue¹, Liu Huanlin², Chen Yawu¹

¹Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Network Control, Ministry of Education,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

²Key Laboratory of Optical Fiber Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications,

Chongqing 400065, China

Abstract As a result of low accuracy and susceptibility to noise interference of traditional bearing fault diagnostic algorithms, a diagnosis method combining empirical mode decomposition and convolutional neural network is proposed. First, fiber Bragg grating (FBG) is used to obtain the vibration signal of the bearing, and then empirical mode decomposition is used to decompose the signal into multiple intrinsic mode function (IMF) components. After the extraction of useful signals, based on the structural characteristics of IMF components, the IMF components are combined into a matrix and input into the improved convolutional neural network for fault classification and recognition. The results show that the proposed method can effectively identify normal, faulty, and composite faulty bearings. Furthermore, the recognition accuracy of the proposed method is greater than 91%.

Key words fiber optics; bearing fault diagnosis; empirical mode decomposition; convolutional neural network; decoupling classification

OCIS codes 060.3735; 300.6170; 070.2025; 070.1060

1 引言

轴承的性能状态直接影响着机械设备能否长期安全可靠地运行, 若发生故障, 会影响机械设备的正常工作, 轻则导致经济损失, 重则引起生产安全事故^[1]。因此, 对轴承故障进行诊断有助于降低设备使用风险, 减小不必要的设备维修成本, 利于维修人员对设备进行维护和保养^[2]。

通常轴承的故障诊断是通过传感器测量应力变化, 计算每个故障的特征频率并对其和真实故障频率进行对比进行的, 所得到的频谱会受噪声的影响, 若对信号进行傅里叶变换^[3], 复杂的频谱分量又会增加准确获取故障信息的难度。文献[4]提出一种基于变分模态分解(VMD)的故障特征提取方法, 该方法对信号进行 VMD 并提取特征, 分类的准确性得到了提高, 然而该方法需要通过 K 值优化^[5]来确

收稿日期: 2020-05-14; 修回日期: 2020-06-05; 录用日期: 2020-07-06

基金项目: 国家自然科学基金(51977021)、重庆市研究生科研创新项目(CYS20263)

* E-mail: chenrong@cqupt.edu.cn

定 VMD 分量的个数,算法复杂度较高。文献[6]提出一种基于卷积神经网络(CNN)和振动图像的滚动轴承故障诊断方法,该方法利用归一化幅度与信号像素之间的关系将一维信号转换为二维图像,并利用卷积神经网络进行故障分类。文献[7]提出一种基于一维卷积神经网络的轴承自适应诊断方法,该方法通过一维卷积神经网络对不同的轴承故障信号进行分类。以上方法虽可以有效地诊断轴承单点故障,但针对复合故障的识别还有待进一步提高。

本文提出一种经验模态分解(EMD)与改进卷积神经网络结合的轴承故障诊断方法,通过光纤布拉格光栅(FBG)获取轴承的振动信号(其振动是由应力变化引起的,其实质反映轴承的应力变化)。利用 EMD 将信号分解为多个本征模态函数(IMF)分量^[8],并采用 Pearson 相关系数^[9]与峭度值所构成的综合评价指标筛选出有效 IMF 分量。根据 IMF 分量的结构特性,将有效 IMF 分量组合为矩阵形式,并输入至卷积神经网络进行特征训练,最后经解耦分类完成对轴承的单点及复合故障的分类与识别。

2 轴承故障诊断方法

2.1 振动信号的获取

FBG 传感器具有体积小、质量轻、不受电磁干扰等优点^[10],相较于传统电学传感器、加速度传感器等,其材质为绝缘体,具有被动性电学特性,并且不受电磁感应和噪声的影响,安装简便。在工业环境条件下,FBG 可以有效地避免厂房噪声或外界复杂环境的干扰,且能精确地提取轴承振动信号^[11-12]。根据 FBG 工作原理,它是由中心波长的漂移量来实现传感的,中心波长的表达式为

$$\lambda = 2n_{\text{eff}}\Lambda, \quad (1)$$

式中: n_{eff} 为光纤的有效折射率; Λ 为光栅周期。当外界发生振动(或形变)时, n_{eff} 和 Λ 会发生改变,从而导致 FBG 中心波长发生漂移,通过中心波长漂移量 $\Delta\lambda$ 可确定外界应变大小。中心波长漂移量 $\Delta\lambda$ 与应变之间的关系表达式为

$$\frac{\Delta\lambda}{\lambda} = (1 - p_e)\epsilon, \quad (2)$$

式中: p_e 为光纤的弹光系数; ϵ 为 FBG 传感器受到的应变大小。

根据上述测量原理,轴承在运行时产生的机械振动会对安装在箱体表面的 FBG 传感器产生应力作用,通过测量 FBG 传感器的波长偏移量,能采集

到轴承齿轮的振动信号。对振动信号中的频率分量进行分析,并提取瞬变、调幅或调频等非平稳、非线性的特征是轴承故障识别的关键^[13]。

2.2 经验模态分解算法

EMD 可将 FBG 获取的轴承振动信号即非平稳信号分解为具有不同频率的 IMF 分量,其算法步骤^[14]如下。

1) 首先对数据进行初始化处理,确定原始信号 $x(t)$ 的所有极大值点和极小值点, t 为时间。利用三次样条插值法,将极大值点和极小值点分别拟合成上包络线 $e_{\text{max}}(t)$ 与下包络线 $e_{\text{min}}(t)$,并求出上下包络线的平均曲线 $m_1(t)$:

$$m_1(t) = \frac{1}{2}[e_{\text{max}}(t) + e_{\text{min}}(t)]. \quad (3)$$

2) 计算信号的剩余分量

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t). \quad (4)$$

3) 判断 $h_1(t)$ 是否满足 IMF 条件,若不满足,则将 $h_1(t)$ 作为原始数据返回步骤 1);若满足,则第一个 IMF 分量 $c_1(t)$ 确定。并从原始信号中分离出 $c_1(t)$ 。

4) 进行多次迭代,直到不满足 EMD 条件,最终可以分解出所有的 IMF 分量。但并非所有分量都包含有用信号,为此需要寻求确定有效 IMF 分量的方法。

2.3 有效 IMF 分量的确定

为了确定 IMF 分量的有效性,采用 Pearson 相关系数^[15]与峭度值的综合评价指标来筛选 IMF 分量。

1) 相关系数

Pearson 相关系数的表达式为

$$C_{\text{Pearson}}(x, y) = \frac{\sum_{s=1}^n (x_s - \bar{x})(y_s - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{s=1}^n (x_s - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{s=1}^n (y_s - \bar{y})^2}}, \quad (5)$$

式中: x 为原始信号; y 为 IMF 分量; x_s 和 y_s 分别为原始信号与 IMF 分量第 s 个采样点; \bar{x} 和 \bar{y} 分别为原始信号与 IMF 分量各个采样点幅值的平均值。相关系数的绝对值越接近于 1,则相关性越强;相关系数越接近于 0,则相关性越弱。

2) 峭度

峭度对冲激信号较为敏感,当轴承正常运转时,振动信号呈正态分布,峭度值通常为常量(一般为 3)^[16]。当轴承出现故障时,信号冲激成分增强,幅值会偏离正态分布,峭度值增大。峭度 K 的计算公

式为

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{s=1}^n (y_s - \bar{y})^4}{\left\{ \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n [(y_s - \bar{y})^2] \right\}^2}, \quad (6)$$

式中: n 为采样点数。

3) 综合指标

上述两指标仅从不同的角度反映 IMF 分量的特性,为了更全面反映 IMF 分量包含的有用信息,采用综合评价指标来衡量 IMF 分量的有效性,将其定义为

$$C_{\text{index}} = C_{\text{Pearson}} \times K, \quad (7)$$

式中: C_{index} 为一致性指标。当 C_{index} 值越大,说明所包含故障信息越多,即相关性越强。在选择 C_{index} 阈值时,将各个 IMF 分量的 C_{index} 值的平均值作为筛选条件,即

$$C_{\text{index}}^a \geq \frac{1}{m} \sum_{a=1}^m C_{\text{index}}^a, \quad (8)$$

式中: C_{index}^a 为第 a 个 IMF 分量的综合评价指标值。

2.4 故障诊断算法的设计

CNN 的结构一般为输入层、卷积层、池化层、全连接层、Softmax 函数、输出层^[17]。目前,Softmax 函数在故障诊断中主要应用于单点故障识别,在复合故障中的识别效果并不理想。受文献[18]的启发,将解耦分类器与 CNN 中卷积层、池化层相结合,提出一种关于轴承的复合故障诊断方法。对此所设计的网络结构为 2 个卷积层和 2 个池化层。将经验模态分解并计算确定得到的有效 IMF 分量矩阵输入至 CNN 后,通过卷积层和池化层进行特征提取,并由最后的池化层输出高维特征向量,每个卷积层的激活函数均为 ReLU 函数。图 1 为改进 CNN 结构。

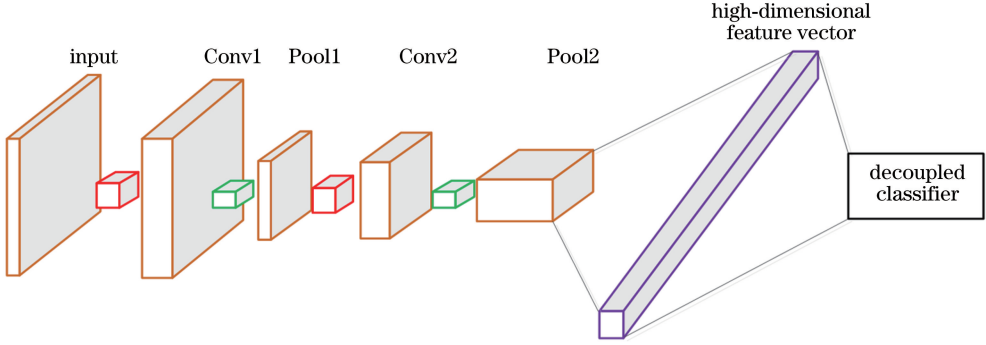


图 1 改进 CNN 结构

Fig. 1 Improved CNN structure

图 1 中第 2 个池化层连接一个解耦分类器,由第 2 个池化层输出的矩阵中的元素与耦合系数得到解耦分类器的输出向量。第 2 个池化层的输出矩阵为 $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k]^T$, 其中 \mathbf{y}_q 为第 q 个特征映射(即第 2 个池化层输出的矢量)。解耦分类器可以描述为

$$\mathbf{d}_j = \sum_{q=1}^k c_{qj} \hat{\mathbf{y}}_{j|q}, \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{j|q} = \mathbf{W}_{qj} \mathbf{y}_q, \quad (10)$$

式中: \mathbf{d}_j 为解耦分类器的第 j 个输出张量, $j = 1, 2, 3, \dots, C$, C 为故障类的数量; c_{qj} 为耦合系数; $\hat{\mathbf{y}}_{j|q}$ 为预测矢量; \mathbf{W}_{qj} 为 $\hat{\mathbf{y}}_{j|q}$ 与 \mathbf{y}_q 之间的权重矩阵,由 \mathbf{d}_j 与之前网络中的内核数量决定; k 为元素个数。而耦合系数由初始耦合系数进行迭代:

$$c_{qj} = \text{Softmax}(b_{qj}) = \exp(b_{qj}) / \sum_{c=1}^C \exp(b_{qc}), \quad (11)$$

式中: b_{qj} 为初始耦合系数。初始时刻 b_{qj} 趋近于 0。

当得到解耦分类器的输出张量 \mathbf{d} 后,采用 Squash 函数作为激活函数,将短矢量转换为趋于 0 的长度,将长矢量转换为接近 1 的长度,即

$$\mathbf{v}_j = \text{Squash}(\mathbf{d}_j) = \frac{\|\mathbf{d}_j\|^2}{1 + \|\mathbf{d}_j\|^2} \times \frac{\mathbf{d}_j}{\|\mathbf{d}_j\|}. \quad (12)$$

并对初始耦合系数进行迭代,其迭代方式如

$$b_{qj} \leftarrow b_{qj} + \langle \mathbf{v}_j, \hat{\mathbf{y}}_{j|q} \rangle. \quad (13)$$

(13)式中, $\hat{\mathbf{y}}_{j|q}$ 与 \mathbf{v}_j 进行点乘运算,加上先前的初始耦合系数,对 b_{qj} 进行迭代更新。

再利用 L_2 范数将 \mathbf{v}_j 转换为最终预测矢量 $\mathbf{y}_{\text{pre}} = [y_1, y_2, \dots, y_C]$, 其中, \mathbf{y}_{pre} 中的元素代表输入样本属于第 j 类故障的概率。最后,选用故障概率阈值 φ 并对其与 y_{pre}^j 进行比较,若 $y_{\text{pre}}^j \geq \varphi$, 则输出标签为 1, 若 $y_{\text{pre}}^j < \varphi$, 则输出标签为 0。“1”则代表

有此类故障，“0”则代表无此类故障。解耦分类算法的结构流程如图 2 所示，其中， R_d 为通道数， R_l 为

IMF 分量的值。

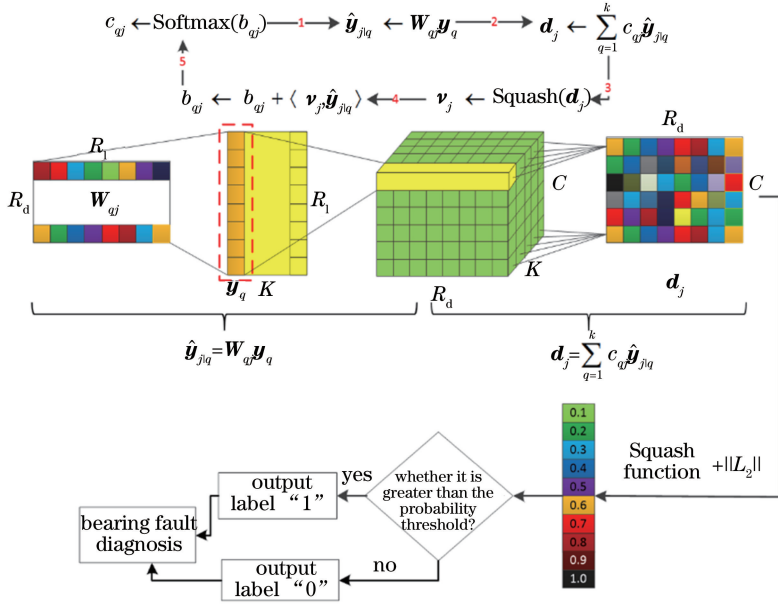


图 2 解耦分类算法流程

Fig. 2 Flowchart of decoupling classification algorithm

另外，将边缘损失函数作为损失函数时可有效扩大类间差异并减少类内变化^[19]。其函数表达式为

$$L_c = \sum_{c=1}^C \{ T_c \max(0, m^+ - \hat{y}_c)^2 + \lambda (1 - T_c) \max(0, \hat{y}_c - m^-)^2 \}, \quad (14)$$

式中： T_c 为指标函数，若存在 c 类故障对象， $T_c =$

1，否则 $T_c = 0$ ； m^+ 为 $\|v_c\|$ 的上边界， m^- 为 $\|v_c\|$ 的下边界。

根据上述步骤，对 EMD 分解出的 IMF 分量进行筛选，利用 IMF 分量的结构特性将各个分量转换为二维矩阵并输入至所提算法中，故障诊断流程如图 3 所示，其中 P 为置信度。

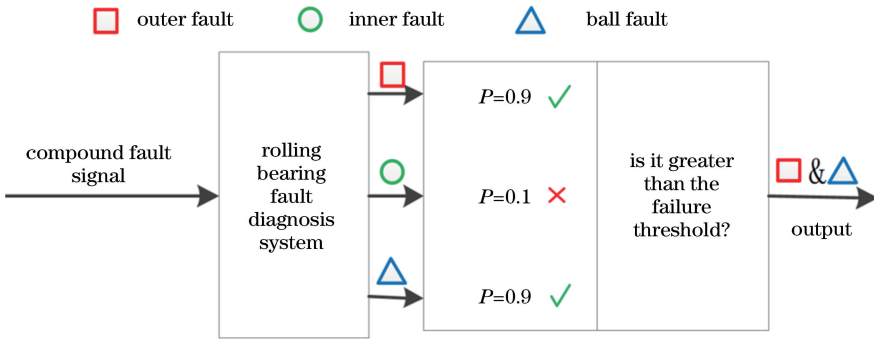


图 3 故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnose process

3 实验与分析

3.1 实验平台构建

根据传感系统设计原理，搭建的轴承故障实验平台如图 4 所示。在实验中，对 AB 胶以 1:1 比例进行调和，并将 FBG 粘贴在靠近轴承部位的小型车床 SC2 主轴机箱上，以确保 FBG 传感器粘贴牢固并可有效地采集到轴承振动信号。FBG 传感器的初始

中心波长为 1550 nm，光栅长度为 10 mm，应变灵敏系数为 1.2 pm/ $\mu\epsilon$ 。解调仪为型号为 FI-104 的光纤光栅解调仪，解调频率为 2 kHz，解调波长为 1528~1568 nm，测量准确度为 2~5 pm，功率动态范围为 0 dB~20 dB。

小型车床主轴为轴承型号为 6203 深沟球轴承，其参数如表 1 所示。

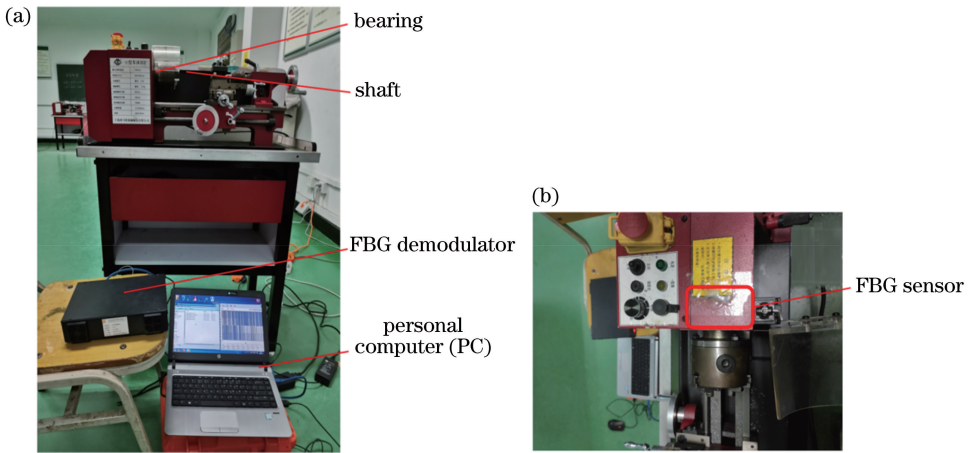


图 4 FBG 轴承故障检测实验平台。(a)轴承故障检测平台;(b) FBG 安装位置

Fig. 4 FBG bearing failure detection experimental platform. (a) Bearing fault detection platform; (b) FBG installation location

表 1 6203 轴承参数

Table 1 Parameters of 6203 bearing

Parameter	Inside diameter /mm	Outside diameter /mm	Width /mm	Weight /kg	Number of balls
Value	17	40	12	0.065	8

3.2 实验设计

实验中,选择具有代表性的 6 种故障类型的轴

承:外圈故障、内圈故障、滚体故障、外圈与内圈故障、外圈与滚体故障、内圈与滚体故障,如图 5 所示。

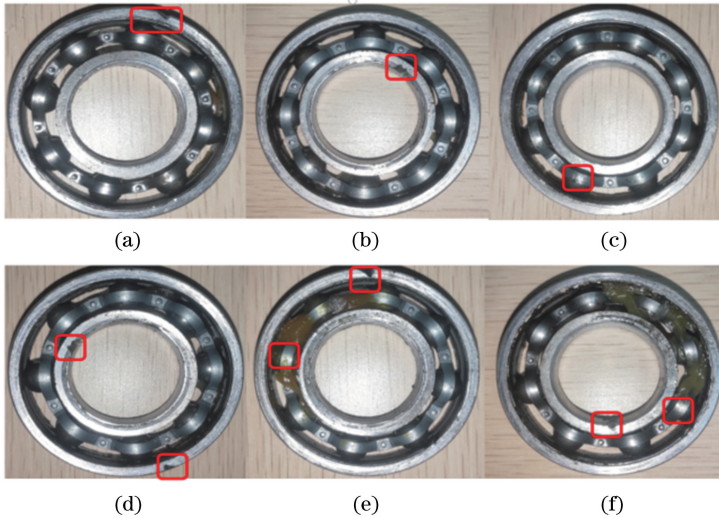


图 5 不同故障轴承。(a)外圈故障;(b)内圈故障;(c)滚体故障;(d)外圈和内圈故障;(e)外圈和滚体故障;(f)内圈和滚体故障

Fig. 5 Different faulty bearings. (a) Outer fault; (b) inner fault; (c) roller fault; (d) outer & inner fault; (e) outer & roller fault; (f) inner & roller fault

图 6 为滚动轴承故障诊断流程。通过安装在小型车床的主轴箱表面的 FBG 传感器采集振动信号,再利用 EMD 算法对信号进行分解,再将有效 IMF 分量转换为矩阵,并输入至解耦卷积神经网络中进行训练和识别。

3.3 振动信号采集

实验中采集振动信号时,运行时间均为 1 min,

转速大小为 1500 r/min。图 7 分别为正常、外圈故障、内圈故障、滚体故障、外圈和内圈故障、外圈和滚体故障、内圈和滚体故障下的时域信号。由于轴承与小型车床内部电动机的距离较近,电动机在工作时会产生一定程度的电磁感应,若使用传统电学传感器采集信号,产生的电磁干扰会对采集的振动信号造成影响^[20]。从图 7 可看出,各个故障的 FBG

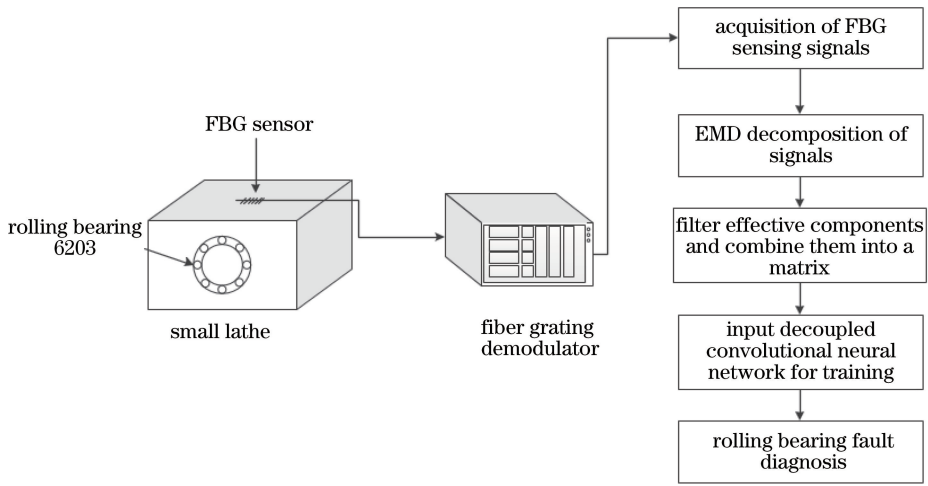


图 6 滚动轴承故障诊断流程图

Fig. 6 Flowchart of rolling bearing fault diagnosis

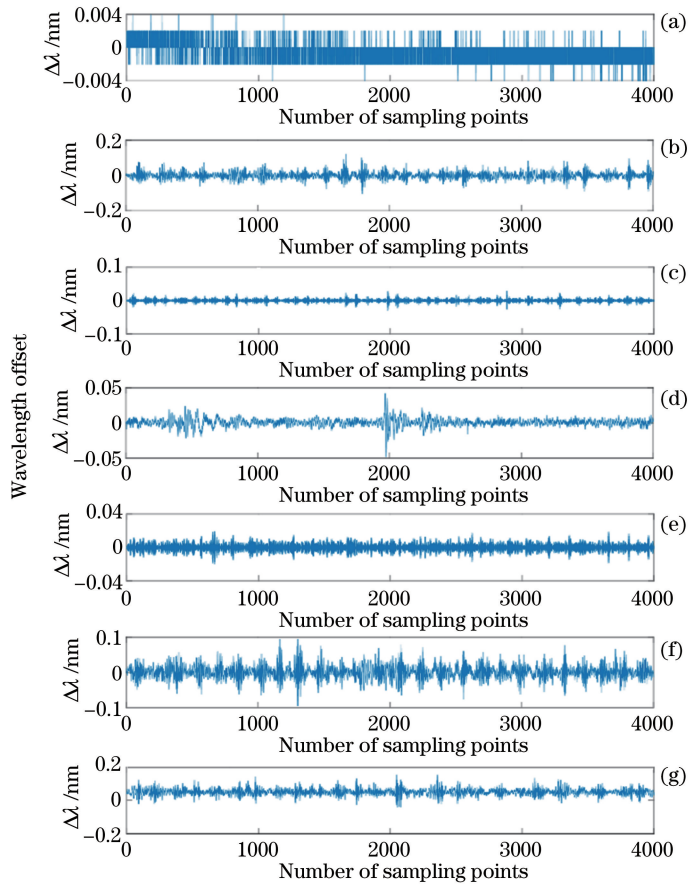


图 7 不同故障轴承的时域信号图。(a)正常;(b)外圈故障;(c)内圈故障;(d)滚体故障;
(e)外圈和内圈故障;(f)外圈和滚体故障;(g)内圈和滚体故障

Fig. 7 Time-domain signal diagrams of different faulty bearings. (a) Normal; (b) outer fault; (c) inner fault;
(d) roller fault; (e) outer & inner fault; (f) outer & roller fault; (g) inner & roller fault

传感信号波形均较为稳定,且幅值局部最大值也呈周期性分布,说明电磁感应并没有影响 FBG 传感器采集振动信号,体现了 FBG 抗电磁干扰的优点^[21]。进一步分析可知:正常工况下,信号趋于平稳,

且幅值($\Delta\lambda/\text{nm}$)仅仅在 $-0.004\sim 0.004$ 内波动,如图 7(a)所示;而外圈故障的信号波动较大,幅值在 $-0.1\sim 0.1$ 内波动,如图 7(b)所示;内圈故障与滚体故障的信号波动幅值略小于外圈故障,如图 7(c)

和图 7(d)所示;而在复合故障中,内圈和滚体故障的信号波动幅度最大,幅值区间也达到了 $(-0.2, 0.2)$,如图 7(g)所示;而其他两种复合故障的信号波动幅度略小于内圈和滚体故障的信号波动幅度,如图 7(e)和图 7(f)所示。7 种不同工况的时域信号具有一定的差异性,可将此差异性作为故障诊断的依据。

3.4 信号分解

实验中所采用的解调仪的解调频率为 2000 Hz,即 1 min 之内采集 1.2×10^5 个采样点,数

据量过大会增加数据处理难度和时间。对此,将长信号平均分为 2560 个信号段,在每个信号段中选择局部极小点与极大点并保留下来,最后形成 5120 个样本点的信号,然后采用 EMD 生成多个 IMF 分量。如图 8 所示,以对外圈故障所采集信号进行 EMD 分解为例,可知,从 IMF6 开始,分量信号曲线逐渐趋于平滑,其与原信号的关联性可忽略不计。因此,本文只对 IMF1~IMF6 进行分析,同时采用评价指标确定有效 IMF 分量。

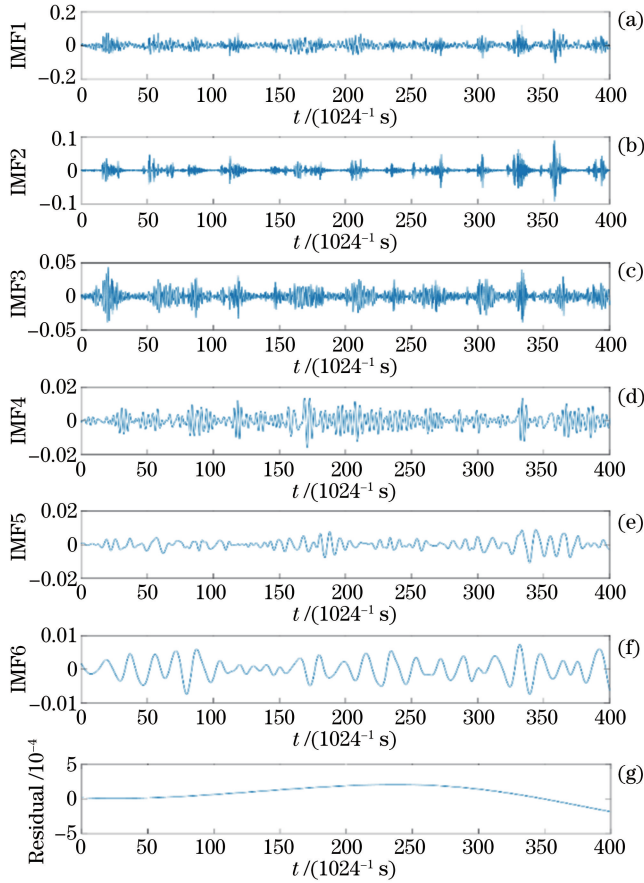


图 8 外圈故障下 IMF 分量

Fig. 8 IMF component in outer fault

现以外圈故障为例,通过(5)~(7)式计算得到的外圈故障下三项评价指标数值如表 2 所示,从而确定前 3 个 IMF 分量为有效信号。

同时,采用相同方法,计算得到的其他故障的综合评价指标如表 3 所示,根据计算结果,均选取前 3 个 IMF 分量作为有效信号。

表 2 外圈故障下评价指标数值表

Table 2 Numerical table of evaluation indicators under outer fault

Indicator	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	Mean value
C_{Pearson}	0.0186	0.8362	0.8148	-0.0019	-0.0235	0.0028	0.2745
K	33.1020	1.3698	1.3160	4.3158	4.1448	1.8571	1.6594
C_{index}	0.6157	1.1454	1.0723	-0.0082	-0.0974	0.0052	0.4555

3.5 特征训练与测试

根据 IMF 分量的结构特性,将有效 IMF 分量

组成矩阵形式,并以采样点的形式展开,再提取各个数据点的幅值,构成二维矩阵的形式。图 9 为 IMF

表 3 其他故障下各分量综合评价指标数值表

Table 3 Numerical table of comprehensive evaluation indicator of each components under other faults

Fault type	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	Mean value
Inner fault	0.5224	1.0962	1.1458	-0.0079	0.0529	-0.0036	0.4676
Roller fault	0.6391	1.2017	0.8473	-0.0198	0.0753	0.0045	0.4580
Outer & inner fault	0.5736	1.0145	0.9434	0.0028	-0.0974	0.0056	0.4071
Outer & roller fault	0.6419	1.1256	1.0593	0.1064	-0.0632	0.0130	0.4805
Inner & roller fault	0.7150	1.0127	0.8723	0.0974	-0.0152	0.0043	0.4478

分量组合为矩阵的示意图。

图 9 中, $u_a (a \in m)$ 表示有效的 IMF 分量, $u_{as} (a \in m, s \in n)$ 表示每个 IMF 分量采样点幅值。 m 表示有 m 个 IMF 分量, n 表示该 IMF 分量有 n 个采样点, s 表示当前 IMF 分量的第 s 个采样点。将采样点矩阵输入至网络并训练, 其中网络的结构参数如表 4 所示。

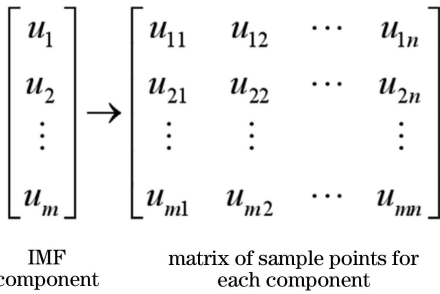


图 9 IMF 组合为矩阵示意图

Fig. 9 Schematic of IMF combined into a matrix

由最后的池化层(第 2 层)输出高维向量, 并将结果作为解耦分类算法的输入。在解耦算法中, 参考文献[18], 迭代次数 r 选为 3, 将阈值 φ 设为 0.6。为了最小化损失函数, 采用默认参数设置的 Adam 优化器^[22] 来对模型进行训练和优化。经实验和信号分解得到 5120 个样本点, 其中 80% 的样本用于

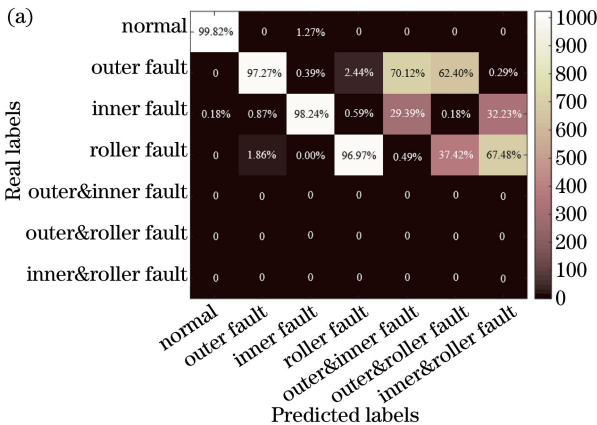


表 4 改进卷积神经网络的各层尺寸

Table 4 Size of each layer of improved convolutional neural network

Layer name	Size
Input	4096 × 3 × 1
Conv1	256 × 3 × 1
Pool1	128 × 3 × 1
Conv2	128 × 3 × 1
Pool2	64 × 3 × 1
Epoch	20
Batch size	64

训练, 20% 的样本用于测试。

3.6 实验结果与分析

为证明所提方法在故障诊断上的优越性, 对传统卷积神经网络和所提方法进行对比。由于所提方法的损失函数和分类器分别是余量损失函数和解耦分类器, 而传统卷积神经网络的损失函数和分类器分别是交叉熵函数和 Softmax 分类器, 为了保证公平起见, 其参数均设为相同。

采用多分类混淆矩阵来展示故障分类的状况, 其横轴代表样本的输出标签, 纵轴代表样本的真实标签, 右侧色度条表示颜色与识别准确率的对应关系^[23-24]。图 10(a) 为利用传统卷积神经网络进行故障分类的混淆矩阵, 可以看出, 传统卷积神经网络可

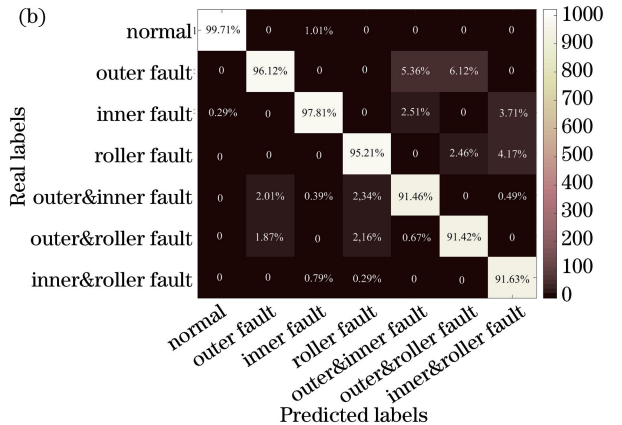


图 10 不同方法的多类混淆矩阵。(a)传统卷积神经网络;(b)所提方法

Fig. 10 Multi-class confusion matrix of different methods. (a) Traditional convolutional neural network; (b) proposed method

有效地对单点故障信号进行分类识别,但无法识别复合故障。图 10(b)为所提方法对故障轴承进行故障分类的混淆矩阵,各工况下识别准确率均在 91% 以上。结果表明,相比于传统卷积神经网络,所提方法可有效对复合故障进行分类识别。

4 结 论

提出一种经验模态分解与改进卷积神经网络结合的轴承故障诊断方法,解决了传统卷积神经网络难以检测复合故障的问题。为了使分解出来的 IMF 分量具有有效性,利用 Pearson 相关系数对 IMF 分量进行筛选,依靠 IMF 的结构特性,将 IMF 分量变换为二维矩阵并输入至网络中。为了有效地诊断出轴承的复合故障,在网络中的最后池化层后连接解耦分类器,将复合故障解耦为两个单点故障进行识别。实验结果表明,所提方法可有效地对轴承的单点故障、复合故障进行诊断,诊断准确率均在 91% 以上,为准确地识别轴承故障提供了参考。

参 考 文 献

- [1] Guo L, Lei Y G, Xing S B, et al. Deep convolutional transfer learning network: a new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(9): 7316-7325.
- [2] Jia F, Lei Y G, Lin J, et al. Deep neural networks: a promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72/73: 303-315.
- [3] Zhou W, Liang Q. Real-time spectrum analysis algorithm for non-stationary signal and its implementation on FPGA platforms [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Nature Science Edition), 2018, 30(5): 633-641.
周围, 梁琦. 非平稳信号实时谱分析算法及其 FPGA 实现[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2018, 30(5): 633-641.
- [4] Ren X P, Li P, Wang C G, et al. Early fault diagnosis of rolling bearings based on improved VMD and envelope derivative energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(15): 6-13.
任学平, 李攀, 王朝阁, 等. 基于改进 VMD 与包络导数能量算子的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(15): 6-13.
- [5] Wang F T, Liu C X, Zhang T, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on k -value optimized VMD [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 540-547.
王奉涛, 柳晨曦, 张涛, 等. 基于 k 值优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(3): 540-547.
- [6] Hoang D T, Kang H J. Rolling element bearing fault diagnosis using convolutional neural network and vibration image [J]. Cognitive Systems Research, 2019, 53: 42-50.
- [7] Liu X C, Zhou Q C. Real-time anti-noise fault diagnosis algorithm of one-dimensional convolutional neural network [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(7): 89-95.
刘星辰, 周奇才. 一维卷积神经网络实时抗噪故障诊断算法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(7): 89-95.
- [8] Chen Y, An W Y, Liu H L, et al. Application of improved empirical mode decomposition algorithm in fiber Bragg grating perimeter intrusion behaviors classification [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(3): 0304003.
陈勇, 安汪悦, 刘焕淋, 等. 改进经验模态分解算法在光纤布拉格光栅周界入侵行为分类中的应用 [J]. 中国激光, 2019, 46(3): 0304003.
- [9] Chen Y, Chen Y W, Liu Z Q, et al. A gear fault detection method based on a fiber Bragg grating sensor [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3): 0304007.
陈勇, 陈亚武, 刘志强, 等. 基于光纤布拉格光栅传动的齿轮故障检测方法 [J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0304007.
- [10] Nguyen D, Kang M, Kim C H, et al. Highly reliable state monitoring system for induction motors using dominant features in a two-dimension vibration signal [J]. New Review of Hypermedia and Multimedia, 2013, 19(3/4): 248-258.
- [11] Zhao C R, Jin X F, Ni D C, et al. Optical fiber rotational speed sensor based on plastic optical fiber and optical prism [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Nature Science Edition), 2016, 28(3): 383-388.
赵呈锐, 金晓峰, 倪大成, 等. 基于塑料光纤和棱镜结构的光纤式转速传感器 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2016, 28(3): 383-388.
- [12] Liu H L, Wang C J, Chen Y. An improved genetic algorithm for increasing the addressing accuracy of encoding fiber Bragg grating sensor network [J]. Optical Fiber Technology, 2018, 40: 28-35.
- [13] Rauber T W, de Assis Boldt F, Varejão F M. Heterogeneous feature models and feature selection applied to bearing fault diagnosis [J]. IEEE

- Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(1): 637-646.
- [14] Guo C J, Li D C, Rong F, et al. An improved EEMD method based on maximal correlation waveform extension [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Nature Science Edition), 2017, 29(6): 768-775.
郭翠娟, 李德冲, 荣锋, 等. 基于最大相关波形延拓改进的EEMD方法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(6): 768-775.
- [15] Lee D S, Chang C S, Chang H N. Analyses of the clustering coefficient and the Pearson degree correlation coefficient of chung's duplication model [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2016, 3(3): 117-131.
- [16] Zhang L, Mao Z D, Yang S X, et al. Improved spectral kurtosis method based on envelope bandpass kurtosis and its application in bearing diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 37(23): 179-187.
张龙, 毛志德, 杨世锡, 等. 基于包络谱带通峭度的改进谱峭度方法及在轴承诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 37(23): 179-187.
- [17] Sun J H, Xiao Z W, Xie Y X. Automatic multi-fault recognition in TFDS based on convolutional neural network[J]. Neurocomputing, 2017, 222: 127-136.
- [18] Sabour S, Frosst N, Hinton G E. Dynamic routing between capsules [C] // 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems, December 3-8, 2018, Long Beach, CA, USA. New York: Curran Associates, 2017: 3857-3867.
- [19] Gao R Q, Yang F W, Yang W M, et al. Margin loss: making faces more separable[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(2): 308-312.
- [20] Smith W A, Fan Z Q, Peng Z X, et al. Optimised spectral kurtosis for bearing diagnostics under electromagnetic interference[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 371-394.
- [21] Gong H P, Yang X, Tu Y M, et al. Vibration detection characteristics of FBG sensor and resistance strain gauge [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(3): 810-813.
龚华平, 杨效, 屠于梦, 等. FBG传感器和电阻应变仪的振动监测特性[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(3): 810-813.
- [22] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization [EB/OL]. (2017-01-30) [2020-05-13]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [23] Huang R Y, Liao Y X, Zhang S H, et al. Deep decoupling convolutional neural network for intelligent compound fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2019, 7: 1848-1858.
- [24] Zhang H, Huang Q, Li F W, et al. A network security situation prediction model based on wavelet neural network with optimized parameters[J]. Digital Communications and Networks, 2016, 3: 139-144.