

基于视觉图像特征的两阶段电动机智能故障诊断*

TWO-STAGE INTELLIGENT FAULT DIAGNOSIS OF MOTORS BASED ON VISUAL IMAGE FEATURES

徐东**¹ 彭鑫² 张晓飞***²

(1. 中国人民解放军92942部队, 北京100161)

(2. 湖南大学电气与信息工程学院, 长沙410082)

XU Dong¹ PENG Xin² ZHANG XiaoFei²

(1. Unit 92942 of the PLA, Beijing 100161, China)

(2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

摘要 针对近年来故障诊断领域在效率、可靠性方面的新挑战,提出了一种基于对称点图案(Symmetrized Dot Pattern, SDP)的感应电动机粗-细分类故障诊断方法。该方法首先通过SDP方法将各故障电动机的振动信号转换为雪花状图像,然后设计了一种粗-细分类的两阶段故障诊断框架用于图像特征的提取与分类。在粗分类阶段,采用了速度快的颜色直方图特征和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对样本进行诊断,并选取了一个阈值用于确定粗分类的样本;在细分类阶段,采用了可提取图像全局信息的全局特征(Gist特征)和SVM对剩余样本进行诊断。试验结果表明,所提方法综合了颜色直方图特征和Gist特征的优势,能够以相对较高的效率实现可靠的诊断,并具备一定的抗噪能力。

关键词 对称点图案 视觉特征 支持向量机 两阶段故障诊断

中图分类号 TM343 TP181

Abstract Aiming at the new challenges in efficiency and reliability in the field of fault diagnosis in recent years, a coarse-fine fault diagnosis method for induction motors based on the symmetrized dot pattern (SDP) was proposed. In this method, firstly, the vibration signals of each faulty motor were converted into snowflake images by SDP method, and then a two-stage fault diagnosis framework of coarse-fine classification was designed for image feature extraction and classification. In the coarse classification stage, the color histogram features and the support vector machine (SVM) were used to diagnose the samples, and a threshold was selected to determine the samples for the coarse classification. In the fine classification stage, Gist features that can extract image details and SVM were used to diagnose the remaining samples. Experimental results show that the proposed method combines the advantages of color histogram features and Gist features, can achieve the most reliable diagnosis with relatively high efficiency, and has certain anti-noise ability.

Key words Symmetrized dot pattern; Visual characteristics; Support vector machine; Two-stage fault diagnosis

Corresponding author: ZHANG XiaoFei, E-mail: zhangxiaofei@hnu.edu.cn

The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No.52077064).

Manuscript received 20221228, in revised form 20230327.

0 引言

电动机作为工业生产的重要组成部件,广泛应用于智能制造、航空航天、风力发电等各个领域。电动机在实际应用中经常会工作在复杂的环境下,在长期的运行过程中会不可避免地出现损伤和故障,从而带来巨大的经济损失甚至重大安全事故^[1]。因此及时对

电动机故障进行准确的诊断和处理至关重要。

近年来,智能算法在故障诊断领域得到了广泛的应用。众多学者从采集的一维信号中提取故障特征,结合机器学习、深度学习实现故障诊断。丁承君等^[2]通过变分模态分解将振动信号分解为多个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)并构建多维IMF矩阵,结合卷积神经网络实现了滚动轴承的故障精确诊

*20221228收到初稿,20230327收到修改稿。国家自然科学基金项目(52077064)资助。

**徐东,男,1982年生,安徽阜阳人,汉族,中国人民解放军92942部队工程师,主要研究方向为装备综合保障技术。

***张晓飞(通信作者),男,1983年生,河北石家庄人,汉族,湖南大学电气与信息工程学院教授,博士研究生导师,主要研究方向为故障诊断、智能传感与信号处理、视觉感知与模式识别、数据融合与人工智能。

断。杨洁等^[3]将多个传感器的数据作为一维卷积神经网络的输入,通过传感器的信息融合获得了更高的准确率和泛化能力。赵庆恩等^[4]利用小波包能量作为故障特征输入决策树模型,实现了滚动轴承复合故障诊断。YU J B^[5]分别在时域、频域提取一维信号的多个故障特征,将其作为K近邻算法的输入,实现了故障诊断。SOUALHI A等^[6]将希尔伯特-黄变换与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)相结合,通过希尔伯特-黄变换从一维信号中提取故障特征,将特征输入SVM实现了轴承的故障诊断。

虽然将提取到的一维信号时域、频域或时频域特征作为判别故障类别的依据能够在一定程度上实现故障的诊断,但是一维信号的故障特征提取方式对全局信息的关注度不够。而图像作为一类重要的故障信息形式,包含的信息量丰富且直观,因此将一维信号转换为二维图像进行故障诊断的方法受到了广泛关注。李恒等^[7]通过短时傅里叶变换将振动信号转换为时频图像,利用卷积神经网络提取故障特征并进行故障识别,获得了很高的识别精度。袁建虎等^[8]对滚动轴承的振动信号进行连续小波变换,转换为时频图像,将时频图像灰度化并压缩后,输入卷积神经网络分类器模型,实现了轴承的故障诊断。李宏坤等^[9]采用Hough变换提高了Wigner-Ville时频图像在表征非平稳信号时的可靠性,通过滚动轴承数据验证了其有效性。

一维信号转换为二维图像的方法中应用最为广泛的是时频分析,但基于笛卡儿坐标系的时频图像对故障特征的表达并不直观^[10]。这些时频分析方法都是先提取图像的时频特征再进行分析,没有直接形成故障类别和图像特征之间的直接映射关系^[11]。与时频分析方法不同,对称点图案(Symmetrized Dot Pattern, SDP)方法是坐标变换式的转换方法,将时域下的一维数据转换到极坐标系下,直接构建图像特征与实际故障之间的关联。赵莉华等^[12]采用集合经验模态分解对变压器振动信号进行处理,去除了外界环境的干扰,然后将重构后的信号转换为SDP图像,通过构建匹配模板实现了变压器的机械故障诊断。ZHU X X等^[13]采用卷积神经网络来识别不同状态下的SDP图像特征。

在对图像进行分类与识别时,可以注意到,人们通常先用一种可快速提取的特征来识别样本,如果在此步骤中识别错误,那么人们将采用计算相对缓慢但对图像表征能力更强的特征来对识别错误的样本进行再识别,这样可以保证整个识别过程的可靠性和高效性。

受这一现象启发,提出一种模仿人脑思维决策的两阶段故障诊断方法。首先,通过SDP方法将各故障

类型的一维振动信号转换为二维图像。然后,提出了一种基于SVM的粗-细分类框架,在粗分类阶段通过引入颜色特征来区分容易辨别的样本,在细分类阶段通过引入全局特征(Gist特征)对剩余样本进行分类。最后,通过试验验证了所提两阶段故障诊断方法的高效性、可靠性和抗噪能力。

1 相关理论

1.1 SDP方法

SDP方法通过将一维信号变换到极坐标系下,形成了雪花状的图像,图像间的差异直接反映了不同信号间振幅、频率的差异^[14-15]。对于一个时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, n 为一个样本的采样点数,根据SDP方法的原理,通过式(1)将各样本点转换到极坐标系下。

$$\begin{cases} R(n) = \frac{x_n - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \\ \theta(n) = \theta + \frac{x_{n+k} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} g \\ \varphi(n) = \theta - \frac{x_{n-k} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} g \end{cases} \quad (1)$$

式中, $R(n)$ 为时间序列样本点转换到极坐标系下的幅值; $\theta(n)$ 、 $\varphi(n)$ 分别为在极坐标系下沿对称轴逆时针方向和顺时针方向旋转的角度值; x_n 为时间序列的各个样本点; $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 分别为样本时间序列中的最大值和最小值; θ 为各对称轴所对应的角度; k 为时滞因子; g 为放大因子。通过修改对称轴角度 θ 、时滞因子 k 和放大因子 g 可以调整同一信号下生成的SDP图像的表现形式,SDP方法的基本原理如图1所示。

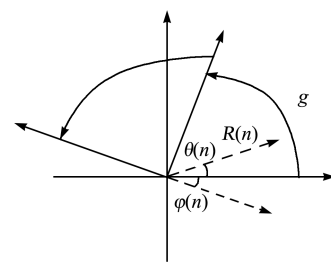


图1 SDP原理结构图

Fig. 1 Structure diagram of the SDP principle

1.2 颜色直方图特征

颜色直方图作为图像检索领域被广泛使用的颜色特征方法,具有尺度不变性和旋转不变性的特点^[16]。该方法描述了不同颜色在图像中出现的频次,图像颜色直方图特征的提取,首先需要将颜色空间划分为若干个区间,每个区间代表直方图的一个bin。然后,统计图像中每个区间内出现的像素频次,将其作为各个区间的bin值。

1.3 Gist 特征

Gist 特征描述子的概念,最早由 FRIEDMAN A 在 1979 年提出^[17],它是一种宏观的场景特征描述方法,该方法无须对图像进行分割和局部特征提取,而是采用全局特征信息对图像进行识别和分类。Gist 特征的获取首先需要采用多个尺度、方向上的滤波器对输入的图像进行卷积操作,得到多个特征图像。然后,将各个特征图像分为多个区域,分别计算各个区域内的

均值。最后,将这些均值进行排列便可获得最终的 Gist 特征向量。

2 所提方法

本文通过模仿人脑对物体进行分类时的思维决策提出了基于 SDP 图像的感应电动机两阶段故障智能诊断方法,该方法可分为粗分类阶段、阈值计算及样本诊断阶段判别和细分类阶段 3 个步骤,所提方法的整体流程如图 2 所示。

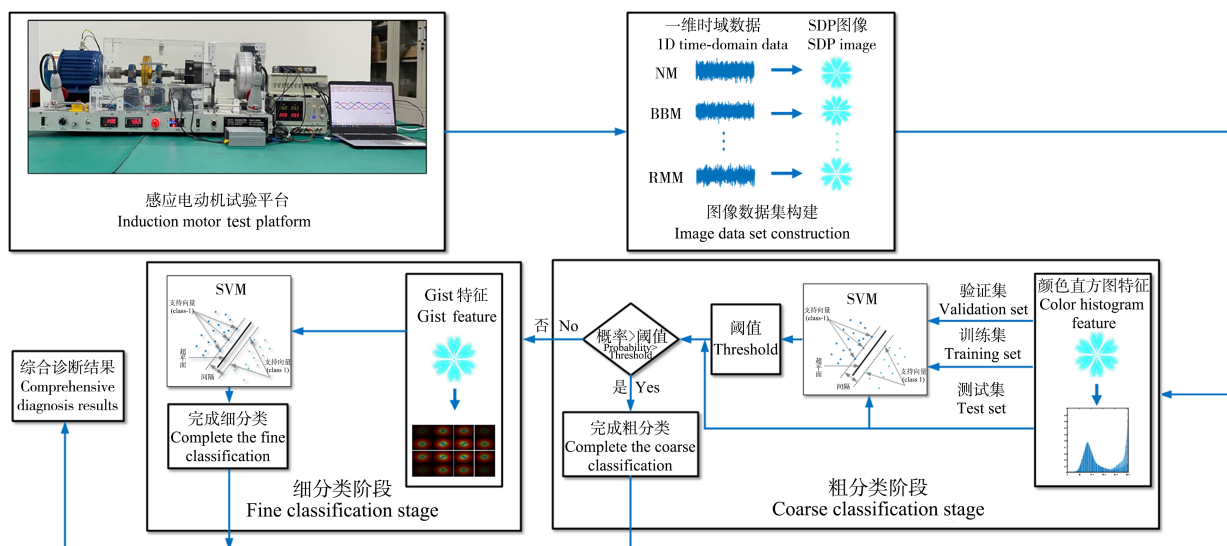


图 2 所提方法流程图

Fig. 2 Flow chart of the proposed method

2.1 粗分类阶段

粗分类阶段通过提取图像的颜色直方图特征来对样本的类别进行快速分类。首先,通过 SDP 方法将采集到的一维时序信号转换为二维图像,并构建数据集;然后将数据集按照一定的比例划分为训练集、验证集和测试集,用于后续 SVM 的训练、测试以及阈值的计算。在粗分类阶段 SVM 的训练环节,提取训练集的颜色特征,其中颜色直方图的 bin 数量选取为 255,因此从每张图像中提取的故障特征维数为 255。在将颜色故障特征进行归一化后便可得到 SVM 的输入信号,将其输入 SVM 中实现模型的训练。

2.2 阈值计算及样本诊断阶段判别

在完成粗分类阶段 SVM 的训练后,基于训练完成的 SVM 模型和 SDP 图像数据集中的验证集完成阈值的计算,该阈值用于确定样本是在粗分类阶段完成诊断还是在细分类阶段完成诊断。通过颜色直方图算法提取验证集的颜色故障特征,将其输入已训练完成的粗分类阶段 SVM,获取验证集中每个样本在 7 种电动机状态中的最大预测概率值。然后,设置一个阈值,当验证集中样本的最大预测概率值大于阈值时,该样本在粗分类阶段完成诊断;当最大预测概率值小

于阈值时,该样本将被筛选进细分类阶段进行故障诊断。

阈值从 0.5~1 以 0.01 的间隔进行搜索,当所有的验证集样本都与阈值进行比对,完成诊断阶段判别后,统计在粗分类阶段进行诊断的验证集样本的总诊断准确率,选取能够使该准确率高于 95% 的最小阈值,从而既保证较高的可靠性,又可以使尽可能多的样本在诊断速度更快的粗分类阶段完成电动机状态识别,实现更为高效的故障诊断。

2.3 细分类阶段

在确定阈值后,将测试集数据颜色特征输入训练好的粗分类阶段 SVM,获取测试集中每个样本的最大预测概率值并与阈值进行比较,过滤出需要进行细分类阶段故障诊断的样本。在细分类阶段,通过 Gist 全局特征对剩余区分难度更大的测试样本进行识别。首先,采用 Gist 算法,提取训练样本和剩余测试样本的 Gist 全局特征;利用这些特征对细分类阶段 SVM 模型进行训练和测试,获取剩余测试样本的预测样本标签;最后综合粗分类和细分类阶段的测试样本标签的预测值和真实值情况,获取最终的两阶段故障诊断的预测结果。

所提两阶段故障诊断方法的优势在于可以使大部分易于区分的样本在粗分类阶段就得到快速的识别,而少部分不易于区分的样本能够在细分类阶段再次经过表征能力强的特征进行识别。粗、细分类两阶段的结合可以充分保证整个识别过程的可靠性和高效性。

3 试验验证

3.1 试验数据说明

为了验证所提方法的有效性,本文采用了PT600感应电动机故障试验平台采集的数据集进行故障诊断试验。该试验平台主要由感应电动机、平衡盘、行星齿轮箱以及磁粉制动器组成。其中,感应电动机包含7种状态类别,各状态类别电动机的额定参数相同,相关参数如表1所示。7种电动机状态类别的标签以及图像数据集中训练集、验证集和测试集的样本数量如表2所示,各电动机状态类别的样本数量一致。

表 1 感应电动机额定参数
Tab. 1 Rated parameters of induction motors

极数 Pole	电压 Voltage/V	电流 Current/A	转速 Speed/(r/min)	功率 Power/kW
4	220/380	6.4/3.7	1 500	1.491 4

表 2 感应电动机状态标签描述
Tab. 2 Status label descriptions of induction motors

电动机状态 Motor status	状态标签 Status label	训练集/验证集/测试集样本数量 Number of training set/ validation set/ test set samples
		1 000/1 250/1 500 /(r/min)
正常电动机 Normal motor	NM	120/60/60
断条故障电动机 Broken bar motor	BBM	120/60/60
弓形电动机 Bowed rotor motor	BRM	120/60/60
轴承故障电动机 Fault bearing motor	FBM	120/60/60
转子不平衡电动机 Rotor unbalance motor	RUM	120/60/60
单相断路电动机 Single phasing motor	SPM	120/60/60
转子不对中电动机 Rotor misalignment motor	RMM	120/60/60

各故障类型的感应电动机均由人为进行故障植入。断条故障电动机如图3(a)所示,将28个转子杆切除4个,同时增加了补偿质量以纠正因切割转子杆而导致的不平衡。对于图3(b)中的弓形电动机,在转子轴承位于两个V形块上的情况下旋转转子,用千分表

测量两端的弯曲量约为40 mm/100 mm。轴承故障如图3(c)所示,电动机风扇端和驱动端的轴承分别替换为具有内圈裂纹故障和外圈裂纹故障的轴承,轴承型号分别为6204型和6205型,两种轴承设置的裂纹宽度和深度相同,均为30 mm/100 mm和3 mm。对于图3(d)中的转子不平衡故障电动机,在圆圈处添加了20 g的不平衡质量。单相断路电动机如图3(e)所示,将单相断路开关安装在电源插头中,通过开关控制电动机在正常运行和单相断路状态之间的切换。对于图3(f)中的转子不对中电动机,通过安装在端盖上的千斤顶螺栓来调整电动机的不对中程度。

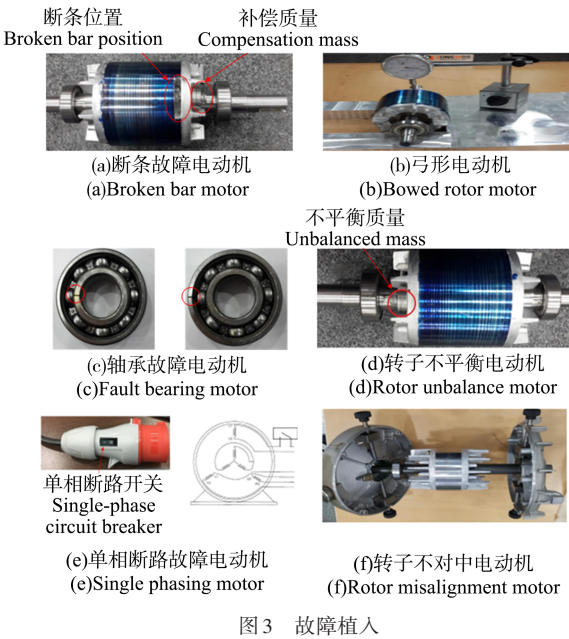


图 3 故障植入
Fig. 3 Fault implantation

采用振动传感器进行测量,分别采集了在空载状态下转速为1 000、1 250、1 500 r/min共3种工况下的试验数据。其中采样频率为2 000 Hz,每种工况下的试验数据持续采集10 s,每个样本取4 000个样本点,诊断方法在配备Intel(R) Core(TM) i7-9750H CPU @ 2.60 GHz,2.59 GHz的计算机上执行。

3.2 SDP图像

通过SDP方法将7种电动机状态的数据转换为二维图像。在生成SDP图像的过程中,需要通过修改对称轴角度 θ 、时滞因子 k 和放大因子 g 来调整SDP图像的表现形式,合理地选择这3个参数可以提高不同故障类型SDP图像之间的区分度,获得更好的诊断效果。目前这3个参数大多通过经验方法进行选择。本文选取的 θ 为 60° , k 为10, g 为35。在转速为1 500 r/min的空载运行状态下,各故障类型的一维信号及其转换的SDP图像如表3所示。

表 3 一维信号与 SDP 图像对比

Tab. 3 Comparison between one-dimensional signal and SDP image

故障类型 Fault type	一维信号 1D signal	二维图像 2D image	故障类型 Fault type	一维信号 1D signal	二维图像 2D image
NM			RUM		
BBM			SPM		
BRM			RMM		
FBM					

3.3 诊断试验

为了验证所提方法的高效性、可靠性及其抗噪能力,进行了如下试验。

3.3.1 一维信号输入与 SDP 转换对比试验

本文基于 SDP 方法将一维时域信号转换为二维图像以全面展现出隐含的时频信息。为了验证信号扩展到更高维度的优势,对比了一维信号直接进行时域或频域特征提取和所提两阶段故障诊断方法,相关试验结果如表 4 所示。

表 4 一维信号输入和二维信号转换对比

Tab. 4 Comparison of one-dimensional signal input and two-dimensional signal conversion

转速 Speed/ (r/min)	信号形式 Signal form	准确率 Accuracy/ %	精确率 Precision/ %	召回率 Recall/ %	F_1 -分数 F_1 -score/ %
1 000	1D-1	95.71	96.28	95.71	96.00
	1D-2	92.38	95.03	92.38	93.69
	2D	98.81	98.90	98.81	98.86
1 250	1D-1	94.05	94.43	94.05	94.24
	1D-2	90.00	94.12	90.00	92.01
	2D	97.62	97.63	97.62	97.62
1 500	1D-1	93.81	94.40	93.81	94.10
	1D-2	82.62	92.16	82.62	87.13
	2D	95.71	95.97	95.71	95.84

其中,1D-1 表示在一维信号时域下选取了峭度、偏度、波形因子、峰值因子、脉冲因子和裕度因子等 6 个数学统计指标组成 SVM 的输入特征向量,SVM 的参数惩罚系数 c 和 γ 由网格搜索获取,选取的最佳参数 $c=8, \gamma=8$ 。1D-2 为提取一维信号在频域下的特征,特征分别选取了重心频率、频率方差、频带能量以及在频域下计算获取的峰值因子、脉冲因子、裕度因子,构成了 6 维的故障特征向量,SVM 的最佳参数 $c=2, \gamma=0.000\ 976\ 56$ 。2D 为本文所提的基于 SDP 图像的两

阶段故障诊断方法,在粗分类和细分类阶段分别使用了颜色直方图特征和 Gist 全局特征,在粗、细分类中两个 SVM 的参数分别由网格搜索技术确定,最佳参数 g 分别为 0.707 1 和 4, c 分别为 32 和 16。为了验证所提方法的有效性,选用了准确率、精确率、召回率和 F_1 分数作为评估诊断算法性能的指标。

表 4 中给出了不同方法的分类结果。由表 4 可以看出,在 1 000、1 250、1 500 r/min 共 3 种转速工况下,所提方法均取得了最高的准确率、精确率、召回率和 F_1 分数。以 1 000 r/min 转速工况为例,采用 6 种时域下数学统计特征作为 SVM 输入的方法准确率为 95.71%;采用 6 种频域下获取的特征作为 SVM 输入的方法,准确率为 92.38%;采用所提方法的准确率为 98.81%,相比一维时域和频域特征输入准确率分别高 3.1 个百分点和 6.43 个百分点。因此,所提方法与采用 6 个一维信号时域特征输入和频域特征输入相比具有更好的诊断性能。将一维信号转换为二维图像,直观地展现出隐含的全局信息,利用不同电动机状态下图像间的差异性实现故障诊断具有其可行性和有效性。

3.3.2 单阶段和两阶段诊断方法对比试验

为了验证两阶段故障诊断方法的有效性,对比了 SVM + Color, SVM + Gist,其中 SVM + Color 表示将颜色直方图特征输入 SVM, SVM + Gist 表示将 Gist 全局特征输入 SVM。各对比算法中 SVM 的参数由网格搜索技术确定, SVM + Color 中, $g=0.707\ 1, c=32$; SVM + Gist 中, $g=4, c=16$ 。为保证各对比试验的公正性,表 5 列出了在 1 000、1 250、1 500 r/min 共 3 种转速工况下不同方法的分类结果,可以看出,所提方法均具有最高的准确率、精确率、召回率和 F_1 分数,与单独采用 Color 和 Gist 特征相比有着最好的诊断效果。对于训练时间和测试时间,基于颜色直方图特征的时间最短,但其诊断准确率在 3 种转速工况下分别降低了 2.38、9.05、6.19 个百分点。与 SVM + Gist 相比,所提方法的准确率更高,测试时间也要短得多,证明了所提方法的有效性。所提方法结合了两种故障特征诊断方法的优点,在获得最佳准确率的同时缩短了测试所需的时间,能够以相对较高的效率实现最可靠的诊断。

3.3.3 噪声试验

为了验证所提方法的抗噪声干扰能力,在一维振动信号中分别加入了信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 为 5、10、15、20 dB 的高斯白噪声。图 4 为 1 000 r/min 和空载运行工况下 7 种电动机状态类别在 5 种噪声水平下的 SDP 图像。由图 4 可以看出,对一维信号添加噪声会使转换的 SDP 图像发生一定的微小变化,但各电动机状态类别在 5 种噪声水平下的总体形状仍保持一致。

表 5 不同转速工况下的单阶段和两阶段故障诊断结果

Tab. 5 Single stage and two-stage fault diagnosis results under different speed conditions

转速 Speed/(r/min)	算法 Algorithm	准确率 Accuracy/%	精确率 Precision/%	召回率 Recall/%	F_1 分数 F_1 -score/%	训练时间 Training time/s	测试时间 Test time/s
1 000	SVM+Color	96.43	96.46	96.43	96.4	8.38	2.659
	SVM+Gist	98.57	98.59	98.57	98.58	92.864	47.604
	所提方法 Proposed method	98.81	98.90	98.81	98.86	96.644	6.124
1 250	SVM+Color	88.57	89.29	88.57	88.93	11.816	3.63
	SVM+Gist	97.14	97.18	97.14	97.16	87.851	43.369
	所提方法 Proposed method	97.62	97.63	97.62	97.62	93.906	15.043
1 500	SVM+Color	89.52	89.61	89.52	89.57	12.169	3.819
	SVM+Gist	94.29	94.38	94.29	94.33	91.607	45.604
	所提方法 Proposed method	95.71	95.97	95.71	95.84	101.252	20.758

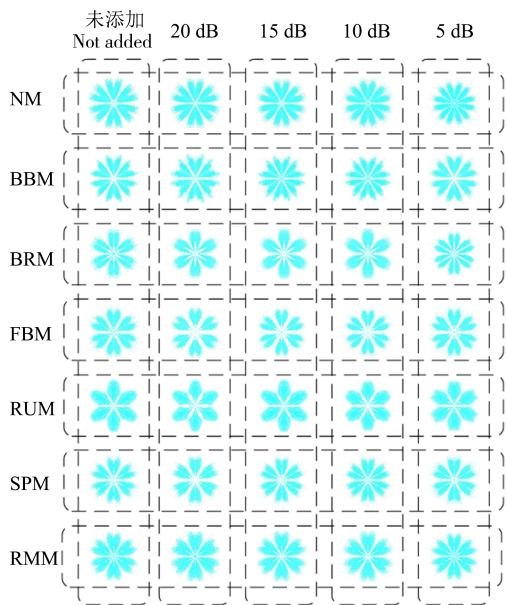


图 4 不同噪声条件下的SDP图像

Fig. 4 SDP images under different noise conditions

以 1 000 r/min 转速下空载运行的工况为例,对添加不同噪声水平的信号进行了故障诊断试验,诊断试验结果如表 6 所示。由表 6 可以看出,未添加高斯白噪声时,准确率、精确率、召回率、 F_1 分数均为最大值,当在振动信号中添加不同程度的高斯白噪声时,4 种指标的总趋势是随着噪声功率的增加而降低的。

当 SNR 为 20 dB 时,准确率和召回率与未添加噪声时相同,但精确率和 F_1 分数要比未添加噪声时分别低 0.05 个百分点和 0.03 个百分点。这主要是因为 20 dB 噪声的功率较低,对原始信号的影响有限。当噪声的功率增大时,4 种评价指标均有明显的下降,以准确率为例,在 SNR 为 15、10、5 时分别下降了 1.19、3.57、6.91 百分点。不同噪声条件下诊断结果的混淆矩阵如图 5 所示,对角线上为各故障类别的诊断准确率。从噪声试验中可以看出,4 种评价指标均随着噪声功

率的增大而降低,但在添加 5 dB 噪声时诊断准确率仍然能够达到 91.90%。因此,所提方法具有一定的抗噪声干扰能力。

表 6 不同噪声条件下的两阶段诊断结果

Tab. 6 Two-stage diagnostic results under different noise conditions

噪声 Noise/dB	准确率 Accuracy/%	精确率 Precision/%	召回率 Recall/%	F_1 分数 F_1 -score/%
未添加 Not added	98.81	98.90	98.81	98.86
20	98.81	98.85	98.81	98.83
15	97.62	97.62	97.62	97.62
10	95.24	95.51	95.24	95.37
5	91.90	92.17	91.90	92.03

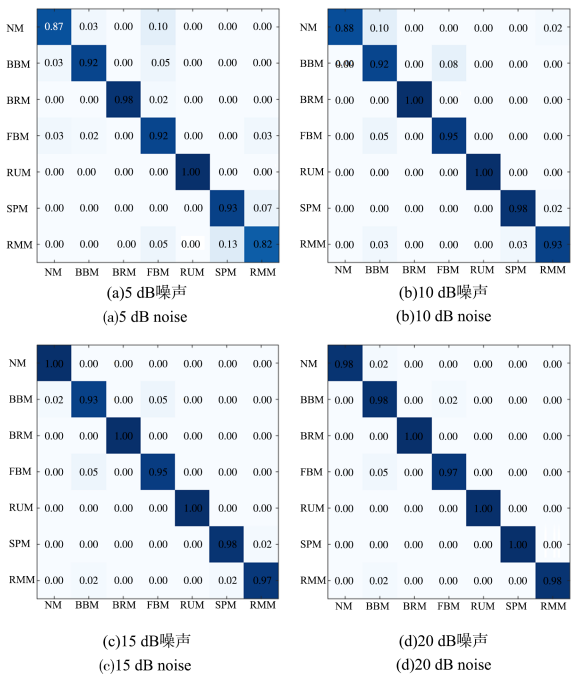


图 5 不同噪声条件下诊断结果的混淆矩阵

Fig. 5 Confusion matrix of diagnostic results under different noise conditions

4 结论

本文提出了一种基于SDP图像的两阶段感应电动机故障诊断方法。首先通过SDP方法将振动传感器获取的不同感应电动机故障类型的一维信号分别转换为二维图像。其次,通过模仿人脑的思维决策,提出了一种两阶段的故障诊断方法,综合两个阶段获取最终的故障诊断结果,得出以下结论:

1)所提出的方法在粗分类阶段通过运行速度快的颜色直方图特征对易于分辨的测试集感应电动机故障图像进行分类,采用验证集确定两阶段故障诊断的阈值,在细分类阶段通过速度慢但是能够提取图像全局信息的Gist特征对测试集剩余的图像进行分类,兼顾了效率与准确性。

2)通过一维信号输入与SDP转换对比试验的结果可知,所提方法与采用6个一维信号时域特征输入和频域特征输入相比具有更好的诊断性能,噪声试验证明了所提方法具有一定的抗噪声干扰能力。

3)从3种转速工况下的单阶段和两阶段的对比试验结果可知,所提两阶段故障诊断方法综合了颜色直方图特征和Gist全局特征的优势,在远低于Gist测试时间的情况下,获得了高于单独采用颜色直方图特征和Gist全局特征的诊断准确率,以相对较高的效率实现了最可靠的故障诊断。

参考文献(References)

- [1] ZAFARANI M, GOKTAS T, AKIN B. A comprehensive magnet defect fault analysis of permanent-magnet synchronous motors[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(2): 1331-1339.
- [2] 丁承君,冯玉伯,王曼娜. 基于变分模态分解与深度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(2): 287-296. DING ChengJun, FENG YuBo, WANG ManNa. Rolling bearing fault diagnosis using variational mode decomposition and deep convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(2): 287-296(In Chinese).
- [3] 杨洁,万安平,王景霖,等. 基于多传感器融合卷积神经网络的航空发动机轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(13): 4933-4942. YANG Jie, WAN AnPing, WANG JingLin, et al. Aeroengine bearing fault diagnosis based on convolutional neural network for multi-sensor information fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(13): 4933-4942(In Chinese).
- [4] 赵庆恩,黄宏伟,冯坤,等. 基于小波包能量-决策树的滚动轴承混合故障诊断[J]. 轴承, 2016(6): 43-46. ZHAO QingEn, HUANG HongWei, FENG Kun, et al. Mixed fault diagnosis for rolling bearings based on wavelet packet energy-decision tree[J]. Bearing, 2016(6): 43-46(In Chinese).
- [5] YU J B. Local and nonlocal preserving projection for bearing defect classification and performance assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(5): 2363-2376.
- [6] SOUALHI A, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N. Bearing health

monitoring based on Hilbert-Huang transform, support vector machine, and regression[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(1): 52-62.

- [7] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19): 124-131. LI Heng, ZHANG Qing, QIN XianRong, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolution neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19): 124-131(In Chinese).
- [8] 袁建虎,韩涛,唐建,等. 基于小波时频图和CNN的滚动轴承智能故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2017, 33(2): 93-97. YUAN JianHu, HAN Tao, TANG Jian, et al. An approach to intelligent fault diagnosis of rolling bearing using wavelet time-frequency representations and CNN[J]. Machine Design & Research, 2017, 33(2): 93-97(In Chinese).
- [9] 李宏坤,张志新,郭正刚,等. 时频图像Hough变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(6): 634-637. LI HongKun, ZHANG ZhiXin, GUO ZhengGang, et al. Rolling bearing fault diagnosis using Hough transform of time-frequency image diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6): 634-637(In Chinese).
- [10] WANG H, XU J W, YAN R Q, et al. A new intelligent bearing fault diagnosis method using SDP representation and SE-CNN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(5): 2377-2389.
- [11] LONG Z, ZHANG X F, HE M, et al. Motor fault diagnosis based on scale invariant image features[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(3): 1605-1617.
- [12] 赵莉华,徐立,刘艳,等. 基于点对称变换与图像匹配的变压器机械故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3614-3626. ZHAO LiHua, XU Li, LIU Yan, et al. Transformer mechanical fault diagnosis method based on symmetrized dot patten and image matching[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3614-3626(In Chinese).
- [13] ZHU X X, HOU D N, ZHOU P, et al. Rotor fault diagnosis using a convolutional neural network with symmetrized dot pattern images[J]. Measurement, 2019, 138: 526-535.
- [14] 周沛. 基于深度学习的旋转机械振动故障诊断方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2018: 16-17. ZHOU Pei. Research on vibration fault diagnosis method of rotating machinery based on deep learning[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2018: 16-17(In Chinese).
- [15] 武海彬,卜明龙,刘圆圆,等. 基于SDP图像与VGG网络的旋转机械转子故障诊断研究[J]. 机电工程, 2020, 37(9): 1069-1074. WU HaiBin, BU MingLong, LIU YuanYuan, et al. Rotor fault diagnosis of rotating machinery based on SDP images and VGG network[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2020, 37(9): 1069-1074(In Chinese).
- [16] HAFNER J, SAWHNEY H S, EQUITZ W, et al. Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(7): 729-736.
- [17] FRIEDMAN A. Framing pictures: the role of knowledge in automatized encoding and memory for gist[J]. Journal of Experimental Psychology. General, 1979, 108(3): 316-355.