

基于时域同步平均的 Circular 图分析方法及齿轮故障智能诊断研究

胥永刚¹ 张翼飞¹ 孙国栋² 张坤¹

(1. 北京工业大学先进制造技术北京市重点实验室, 北京 100124)

(2. 山东省科学技术情报研究院, 济南 250101)

摘要: 齿轮 Circular 图是用于与时域同步平均(Time Synchronous Averaging, TSA)相结合的一种结果呈现方法, 可以将 TSA 提取到的齿轮啮合振动波形直观、清晰地展现出来。针对齿轮 Circular 图绘制参数设置和其缺少量化指标的问题, 提出了用于波形边缘识别的 F_i 指标和基于 Hu 氏不变矩的 Y_i 指标。首先, 使用 TSA 算法提取出齿轮啮合振动信号, 通过计算最小 F_i 指标确定振动信号波形的上、下边缘; 其次, 利用上、下边缘参数绘制齿轮 Circular 图; 再次, 将齿轮 Circular 图分割为 4 个部分, 通过计算分割后图片的 Hu 氏不变矩得到齿轮 Circular 图的 Y_i 指标; 最后, 基于从齿轮 Circular 图中提取出的 Y_i 和 F_i 指标, 使用 K 最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)分类器对齿轮振动信号进行分类。仿真信号及齿轮断齿、裂纹故障信号的处理结果表明了该方法的有效性。

关键词: 齿轮箱; 齿轮 Circular 图; 特征指标; 智能故障诊断

中图分类号: TH132 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.06.002

0 引言

旋转机械使用各种类型的旋转部件, 如电动机、轴、轴承和齿轮等, 均是复杂多自由度系统的典型例子^[1]。旋转机械中的旋转部件可以视为多个振动源, 其物理振动可能相互耦合^[2]。在振动信号采集中, 振动传感器通常安装在机械的外露表面, 因此所收集的振动信号往往是多个振动源混合的结果。受其他机械部件的干扰, 故障部件引起的瞬态振动信号隐藏在测量信号中, 不容易在原始振动信号的波形中被识别^[3], 如何从多振动源耦合信号中提取故障元件的振动信号是故障诊断领域面临的一个关键问题^[4]。齿轮箱在许多工业应用中的机械动力传输系统中发挥着重要作用^[5]。据统计, 80% 的传动机械故障是由齿轮故障引起的, 齿轮故障约占旋转机械故障的 10%。因此, 齿轮箱的故障检测和诊断是工业维护的重要任务之一^[6]。

齿轮 Circular 图方法是一种在工业领域常用的齿轮振动信号展示技术, 该方法可将齿轮振动信号绘制在极坐标域, 使得信号波形呈现出类似于齿轮外观的特征; 时域同步平均(Time Synchronous Averaging, TSA)算法能够有效地提取出目标齿轮旋转一周的啮合振动信号。因此, 学者们常将齿轮 Circular 图方法与 TSA 算法相结合使用。理想情况下, 正常齿轮的振动

信号波形与正弦波形相近, 振动波形的波峰数对应齿轮齿数。当齿轮发生故障时, 振动波形相应部分的幅值将会增大。因此, 绘制出与齿轮齿形相似的齿轮 Circular 图, 有利于对齿轮故障进行可视化分析。

特征提取是智能故障诊断(Intelligent Fault Diagnosis, IFD)的重要步骤, 而 IFD 是基于机器学习理论, 如人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)在机器故障诊断中的应用^[7], 完整的 IFD 流程包括: ①数据采集; ②特征提取; ③健康状态识别。特征提取有助于消除冗余信息, 进一步改善诊断结果, 因此特征提取是必要的^[8]。在故障特征提取的研究中, 胥永刚等^[9]将近似熵应用在故障诊断领域, 利用小波包分解技术将信号分解到不同尺度的频带内, 再对各频带内的近似熵进行对比分析, 验证了近似熵可以有效监测故障的发生和发展的假设。相较于选择机器学习分类器, 选择合适的特征指标更有助于提高智能故障诊断的识别率。CUI 等^[10]计算信号特征指标, 使用邻域成分分析(Neighborhood Component Analysis, NCA)从特征指标中筛选出合适的指标, 用 K 最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)分类器对信号进行分类, 提高了风力发电机轴承健康状态分类准确率, 但并未继续深入研究信号特征指标的提取问题。

收稿日期: 2023-09-22 修回日期: 2023-12-06

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(52405083)

作者简介: 胥永刚, 男, 1975 年生, 河北沧州人, 博士, 教授; 主要研究方向为机械故障诊断、现代信号处理方法等; E-mail: xyg_1975@163.com。

张坤(通信作者), 男, 1991 年生, 河北张家口人, 博士, 讲师; 主要研究方向为机械故障诊断、现代信号处理方法等; E-mail: zkun212@163.com。

引用格式: 胥永刚, 张翼飞, 孙国栋, 等. 基于时域同步平均的 Circular 图分析方法及齿轮故障智能诊断研究[J]. 机械强度, 2025, 47(6):11-16.

XU Yonggang, ZHANG Yifei, SUN Guodong, et al. Research on Circular plot analysis method and gear fault intelligent diagnosis based on time synchronous averaging[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(6):11-16.

根据监测对象计算出更具区分度的特征指标有利于将故障特征量化,提高智能故障诊断的成功率。

本文提出了用于波形边缘识别的 F_i 指标和基于 Hu 氏不变矩的 Y_i 指标。首先,使用 TSA 算法提取出齿轮旋转一周的振动信号,根据齿轮齿数对齿轮旋转一周的振动信号进行分割,计算被分割信号的最小 F_i 值,选择出 TSA 信号波形的最佳上、下轮廓;然后,将 TSA 信号绘制为齿轮 Circular 图,将齿轮 Circular 图均匀分割为 4 个部分,计算各个部分的 Hu 氏不变矩,根据各个部分 Hu 氏不变矩的差异构建 Y_i 指标;最后,将提取的特征指标输入 KNN 分类器,对齿轮振动信号进行分类。研究表明,所提指标在正常齿轮和故障齿轮之间区分度高,可以应用于齿轮故障的智能诊断。

1 TSA 和齿轮 Circular 图

TSA 是一种可以消除与信号分段周期无关的信号分量,并提取与信号分段周期相关的周期信号的算法。设齿轮运行所产生的振动信号 $x(n)$ 由周期性的齿轮啮合振动信号和其他干扰产生的噪声组成。周期信号 $x(n)$ 的周期为 T , 数据点总数为 N , 每个周期的数据点数为 N_T 。 $x(n)$ 由齿轮啮合振动信号 $s(n)$ 和白噪声 $\xi(n)$ 组成,即

$$x(n) = s(n) + \xi(n) \quad (1)$$

$$s(n) = s(n + N_T) \quad (2)$$

式中, $n = 1, 2, \dots, N$ 。将 $x(n)$ 以周期 T 分为 P 段,每段信号的数据点数为 N_T , N 与 N_T 关系可表示为式(3),第 p ($p = 1, 2, \dots, P$) 段信号可表示为式(4)。

$$N = PN_T \quad (3)$$

$$x_p(n_T) = s_p(n_T) + \xi_p(n_T) \quad (4)$$

式中, $n_T = 1, 2, \dots, N_T$ 。将 P 段信号相加,鉴于白噪声的不相干特性,可以得到

$$\sum_{p=1}^P x_p(n_T) = Ps(n_T) + \sqrt{P} \xi(n_T) \quad (5)$$

设 TSA 计算后的信号为

$$x'(n_T) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P x_p(n_T) \quad (6)$$

则

$$x'(n_T) = s(n_T) + \frac{1}{\sqrt{P}} \xi(n_T) \quad (7)$$

由式(7)可知,经过 TSA 降噪后,信号 $x'(n_T)$ 中的白噪声是原来信号 $x(n)$ 中白噪声的 $1/\sqrt{P}$, 信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 则提高了 \sqrt{P} 倍,且分段数 P 越多 SNR 越高,如图 1 所示。

TSA 应用于齿轮箱振动信号的优点在于其能够将

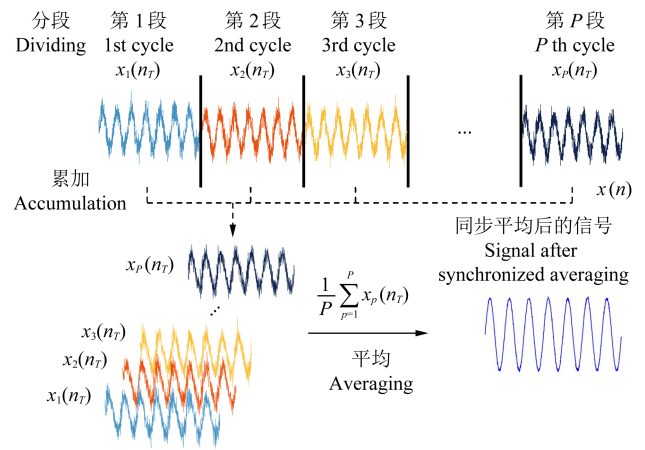


图 1 TSA 流程

Fig. 1 Process of TSA

齿轮啮合振动的波形提取出来,并且改变分段信号的点数 N_T 可以获得齿轮箱中不同齿轮啮合振动的波形。此外,除了分段数据点数外,TSA 不需要设置其他参数。齿轮箱振动信号经过 TSA 处理后得到目标齿轮旋转一周的啮合振动信号,将该信号加上一个大小合适的常数,然后在极坐标域绘制出来,即可得到齿轮 Circular 图。图 2 所示为由某型号风力涡轮机齿轮振动信号绘制出的齿轮 Circular 图。

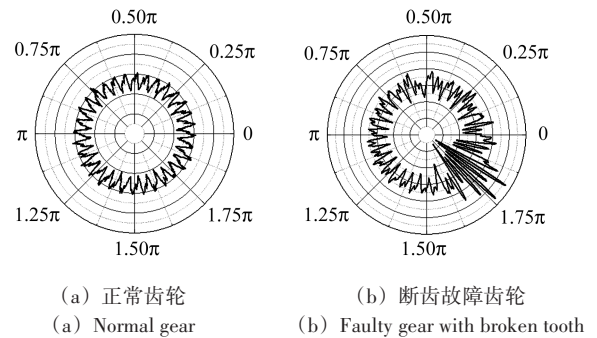


图 2 齿轮 Circular 图

Fig. 2 Gear Circular plot

TSA 的齿轮 Circular 图中的波峰数量与齿轮齿数相对应,且其形状与齿轮相似,能够直观地区分出齿轮故障信号,定位故障位置。这有助于在未来搭建的在线监测系统中实时观察齿轮振动信号的变化。

2 F_i 和 Y_i 指标提取及 KNN 分类

2.1 F_i 指标提取方法

将使用 TSA 算法提取到的齿轮旋转一周的振动信号均分为 k 份, $k = z - 1$ 。其中, z 为齿轮的齿数。该分割方法的目的是保证每一个区间内都有齿轮振动信号的波峰和波谷落入。计算出每一个区间内振动信号的最大值与最小值,将每一个区间振动信号的最大值构建为一个最大值序列,将振动信号的最小值构建为一个最小值序列。再分别计算最大值序列的峰

峰值和最小值序列的峰峰值,令 r 为两个峰峰值中较小峰峰值的一半。再计算每一个区间以该区间的最大值为上轮廓、最小值为下轮廓时,其他区间的最大值和最小值落入 $\pm r$ 轮廓范围内的数量 k' 。当其他区间最大值和最小值落入轮廓 $\pm r$ 范围内的数量最大时,将该轮廓确定为最佳轮廓。计算出最佳轮廓之后,将齿轮旋转一周的振动信号加上其最小值的绝对值与下轮廓的绝对值之和,将其绘制在极坐标域,得到图 2 (a) 所示的齿轮 Circular 图。图 3 中横实线为在齿轮旋转一周振动信号中识别出的上轮廓和下轮廓,横虚线为轮廓 $\pm r$ 范围的边界。各个区间振动信号波形最大值和最小值落入轮廓 $\pm r$ 范围的个数为 k' , k' 的最大值为 $2k$ 。由正常齿轮的振动信号计算的 k' 接近于 $2k$; 而由断齿齿轮的振动信号计算的 k' 会明显小于 $2k$ 。根据此特性可以构建出一个无量纲指标 F_i , 即

$$F_i = \exp[-10(1 - \frac{k'}{2k}) \ln(\frac{k'}{2k})] \quad (8)$$

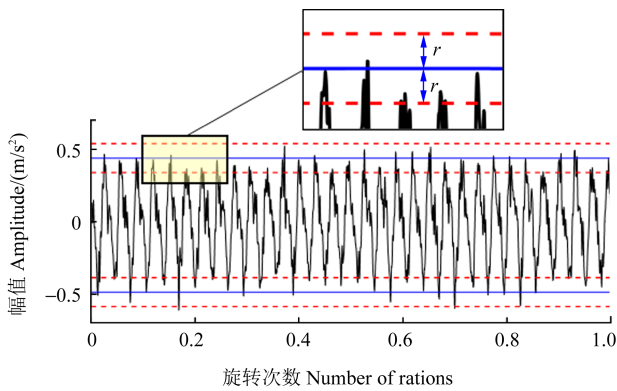


图 3 F_i 指标轮廓识别

Fig. 3 Profile recognition base on F_i index

由式(8)可知, k' 越小, F_i 指标的值越大。构建 F_i 指标的意义在于 F_i 指标的大小不会受到齿轮齿数 z 的影响; 当 k' 接近 $2k$ 时, F_i 指标会趋近于 1。这样构建出的指标可以更容易地被机器学习分类方法区分。取从 3 MW 风力涡轮机测得的两段正常齿轮信号和两段故障齿轮信号, 使用 TSA 算法提取出齿轮旋转一周的振动信号, 将由信号计算出的 F_i 值列入表 1 中。由表 1 可知, 正常齿轮的 F_i 值更加接近于 1, 故障齿轮的 F_i 值远远大于 1, 这一结果与预期结果相符。

表 1 正常齿轮与故障齿轮的 F_i 指标

Tab. 1 F_i index of normal and faulty gears

齿轮类型 Type of gears	F_i
正常齿轮 1 Normal gear 1	1.044 0
正常齿轮 2 Normal gear 2	1.516 4
断齿齿轮 1 Broken tooth gear 1	19.100 3
断齿齿轮 2 Broken tooth gear 2	225.936 2

2.2 Y_i 指标提取方法

Hu 氏不变矩是一种提取灰度图像特征的方法, 由 HU 于 1962 年首先提出。文献[11]中给出了连续函数矩的定义和矩的基本性质。WONG 等[12]进一步给出了离散情况下各阶矩的计算方法, 不变矩算法是一种通过提取具有平移、旋转和比例因子不变性的数学特征来解决集合失真问题的方法[13]。

设有一个二元函数 $f(v, w)$, 对于任意的正整数 i 和 j , $f(v, w)$ 在平面上的 $(i + j)$ 阶矩为

$$m_{ij} = \iint_{vw} v^i w^j f(v, w) dv dw \quad (9)$$

对于二值图像, 在平面上的 $(i + j)$ 阶矩为

$$m_{ij} = \sum_w \sum_v f(v, w) v^i w^j \quad (10)$$

式中, $f(v, w)$ 为图像在坐标点 (v, w) 上的灰度。

m_{ij} 依赖于图像在坐标中的位置, 不具备平移不变性, $(i + j)$ 阶中心矩 μ_{ij} 满足平移不变性, 其定义为

$$\begin{cases} \mu_{ij} = \sum_w \sum_v (v - \bar{v})^i (w - \bar{w})^j f(v, w) \\ \bar{v} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \\ \bar{w} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \end{cases} \quad (11)$$

式中, \bar{v} , \bar{w} 分别为图像质心的横坐标和纵坐标。

对 μ_{ij} 进行正则化处理, 得到 η_{ij} 的计算式为

$$\eta_{ij} = \mu_{ij} / (\mu_{00}^{1 + \frac{i+j}{2}}) \quad (12)$$

式中, η_{ij} 满足平移和伸缩不变性, 但不满足旋转不变性。HU 通过研究分析得到了 7 个完备的 2 阶和 3 阶不变矩 $\varphi_1 \sim \varphi_7$, 它们在连续图像条件下可保持平移、缩放和旋转不变, 具体定义为

$$\begin{cases} \varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \\ \varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \varphi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \varphi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \varphi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{cases} \quad (13)$$

实际上, 在对图片的识别过程中, 只有 φ_1 和 φ_2 的不变性保持得比较好, 其他的几个不变矩带来的误差比较大。有学者认为只有基于 2 阶矩的不变矩对二维物体的描述才真正具有旋转、缩放和平移不变性[14]

(φ_1 、 φ_2 刚好都是由 2 阶矩组成)。表 2 给出了对图 2(b) 进行旋转、平移和缩小后的 φ_1 和 φ_2 , 表 2 中的结果验证了该观点。

表 2 Circular 图旋转、平移和缩小的 Hu 氏不变矩

Tab. 2 Hu-moments of rotation, translation and shrink of Circular plots

类型 Type	φ_1	φ_2
参照 Standard	0.012 2	$6.992 9 \times 10^{-6}$
旋转 Rotate	0.012 2	$6.904 6 \times 10^{-6}$
平移 Translation	0.012 2	$6.993 4 \times 10^{-6}$
缩小 Shrink	0.012 3	$6.882 6 \times 10^{-6}$

φ_1 为表示图像发散程度的度量指标, 图像的发散程度越大, 则 φ_1 越大。 φ_2 为表示图像对称性的度量指标, 图像的对称性越好, 则 φ_2 越小。如图 4 所示, 根据 Circular 图的特点, 可以将 Circular 图均分为 4 份, 然后分别计算相应的 Hu 氏不变矩。表 3 为将图 2 中正常齿轮和故障齿轮 Circular 图分割后计算得到的 Hu 氏不变矩。

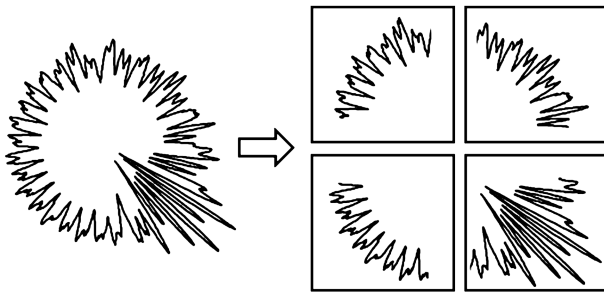


图 4 齿轮 Circular 图分割示意图

Fig. 4 Segmentation diagram of Circular plots of gears

表 3 正常齿轮、故障齿轮 Circular 图分割后的 Hu 氏不变矩

Tab. 3 Hu-moments of normal and faulty gear's Circular plot after segmentation

Circular 图类型 Type of Circular plots	位置 Position	φ_1	φ_2
正常齿轮 Normal gear	左上角 Upper left	0.014 8	$1.585 2 \times 10^{-4}$
	右上角 Upper right	0.014 4	$1.506 6 \times 10^{-4}$
	左下角 Lower left	0.013 4	$1.270 5 \times 10^{-4}$
	右下角 Lower right	0.014 8	$1.575 2 \times 10^{-4}$
故障齿轮 Faulty gear	左上角 Upper left	0.014 5	$1.345 3 \times 10^{-4}$
	右上角 Upper right	0.012 6	$9.981 1 \times 10^{-5}$
	左下角 Lower left	0.014 0	$1.302 0 \times 10^{-4}$
	右下角 Lower right	0.005 9	$1.956 7 \times 10^{-7}$

由表 3 可知, 故障齿轮 Circular 图分割后的 Hu 氏不变矩之间有着较大的差异, 而正常齿轮 Circular 图分割后的 Hu 氏不变矩之间的差异较小。因此, 可以通过这种差异构建式 (14) 中的指标 β , 为

$$\beta = \frac{\varphi_1}{\varphi_2} \quad (14)$$

4 种齿轮 Circular 图的 β 指标各有不同, 但是由故障齿轮经分割后的 Circular 图得到的 4 个 β 指标的差异明显大于由正常齿轮 Circular 图分割后得到的 β 指标的差异。令每个齿轮 Circular 图分割后的 β 指标为 $\beta = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4]$, 其中, β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 分别为齿轮 Circular 图的左上角、右上角、左下角、右下角对应的 β 指标。在此基础之上, 构建一个 Y_i 指标, 为

$$Y_i = \frac{\max(\beta)}{\min(\beta)} \quad (15)$$

式中, $\max(\beta)$ 为指标 β 的最大值; $\min(\beta)$ 为指标 β 的最小值。表 4 中列出了由 3 MW 风力涡轮机测得的正常齿轮与故障齿轮振动信号的齿轮 Circular 图的 Y_i 指标。由表 4 可知, 正常齿轮的 Y_i 值更加接近于 1, 故障齿轮的 Y_i 值远大于 1。这一结果与预期结果相符。

表 4 正常齿轮与故障齿轮的 Y_i 指标

Tab. 4 Y_i index of normal and faulty gears with broken tooth

齿轮类型 Type of gears	Y_i
正常齿轮 1 Normal gear 1	1.125 8
正常齿轮 2 Normal gear 2	1.163 5
断齿齿轮 1 Broken tooth gear 1	5.322 9
断齿齿轮 2 Broken tooth gear 2	208.018

2.3 基于 KNN 的齿轮 Circular 图分类

KNN 分类器是使用训练数据集的 k 个最近邻找出未知对象所属类别的算法。当要找出某个未知数据点所属的类别时, 需要先找出 k' 个最近邻, 然后进行多数表决。KNN 算法可以用于分类和回归问题, 因此可以用于齿轮 Circular 图分类。KNN 算法的流程如下:

1) 计算已知类别数据集中的点与当前点之间的距离。

2) 按距离递增的次序排序。

3) 选取与当前点距离最小的 k' 个点。

4) 统计前 k' 个点所在的类别出现的频率。

5) 返回前 k' 个点出现频率最高的类别作为当前点的预测分类。

3 仿真信号分析

根据正常齿轮和故障齿轮的振动特性, 构建一个包含 2 000 组数据的训练集, 其中正常齿轮数据与故障齿轮数据各 1 000 组。将数据集作为 KNN 分类器的

训练集,设置最近邻个数 k 为 5,训练后得到图 5 所示的分类边界。其中,方框表示正常齿轮,三角形表示故障齿轮。

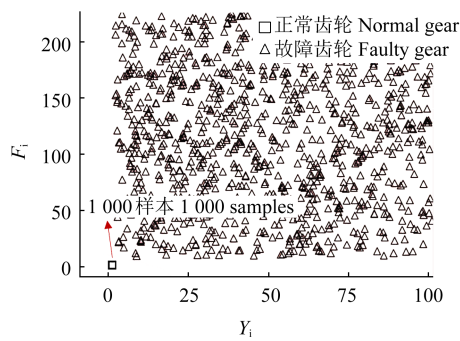


图 5 训练集分类边界

Fig. 5 Classification boundary of the training set

4 工业信号分析

本文数据来自声学 and 振动数据库和 PHM09 挑战数据集。声学 and 振动数据库中齿轮箱振动数据为在 3 MW 风力涡轮机小齿轮上进行的径向振动测量所得。对于故障案例,初始振动读数显示高振动水平,机器在一周后停止,发现小齿轮故障,如图 6 所示。其他来自相同型号的不同风力涡轮机的小齿轮没有已知故障。齿轮在振动测量时的转速为 1 800 r/min,设置径向加速度测试通道和转速测试通道 2 个通道,采样频率为 97 656 Hz,采集长度为 6 s。PHM09 挑战数据集代表通用工业齿轮箱的数据,齿轮箱使用的为斜齿轮,该齿轮箱共有输入轴、中间轴、输出轴 3 个传动轴。输入轴齿轮为 16 齿斜齿轮,中间轴上有 1 个 48 齿斜齿轮和 1 个 24 齿斜齿轮,输出轴齿轮为 40 齿斜齿轮。图 7 为齿轮箱内部细节图,使用数据集中的齿轮裂纹故障数据验证本文所提方法。

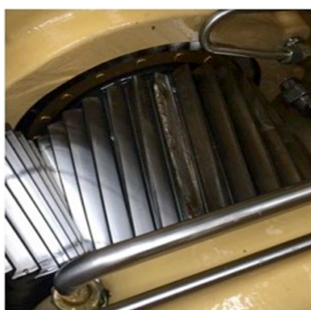


图 6 风力涡轮机故障齿轮

Fig. 6 Faulty gear of wind turbines

该数据集共有 24 组数据,其中包含 15 组正常齿轮数据、1 组裂纹齿轮数据和 8 组断齿齿轮数据。使用 TSA 算法提取其啮合振动信号,将其绘制为齿轮 Circular 图,提取 F_i 指标和 Y_i 指标。使用第 3 节中训练的 KNN 分类器对数据进行分类,结果如图 8 所示。其

中,白色数据标记为来自风机齿轮箱的振动信号,黑色数据标记为来自 PHM09 的齿轮箱振动信号。由图 8 可知,正常齿轮数据和故障齿轮数据可以被训练出的 KNN 分类器正确分类。由此可知, F_i 指标和 Y_i 指标适用于齿轮 Circular 图的特征提取。

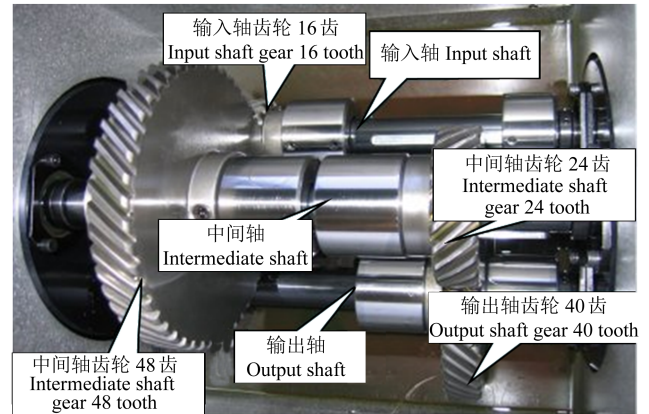


图 7 齿轮箱细节图

Fig. 7 Detailed picture of the gearbox

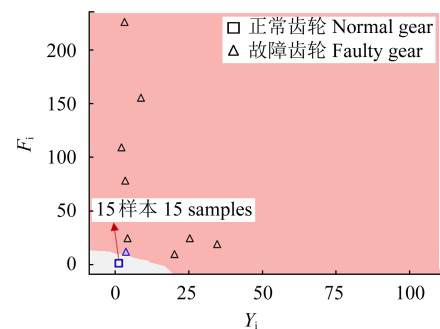


图 8 风力涡轮机振动数据 KNN 分类结果

Fig. 8 KNN classification results of the wind turbine vibration data

5 结论

1) 提出了 F_i 和 Y_i 指标,用于齿轮 Circular 图的绘制和从中提取出可以区分正常齿轮与故障齿轮的特征值。

2) 通过两组仿真信号和两组工业信号验证了 F_i 和 Y_i 指标在 KNN 分类器中的分类效果,结果表明:使用 KNN 分类器可以将正常齿轮与故障齿轮的 F_i 与 Y_i 指标区分开。

3) 将基于齿轮 Circular 图的 F_i 和 Y_i 指标与 KNN 分类器应用于齿轮箱的故障诊断,可以有效地提取故障信息。

综上所述,所提方法可以实现齿轮异常检测,为齿轮故障特征量化提取方法的研究提供参考。

参考文献 (References)

[1] LIU R N, YANG B Y, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: a review [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2018, 108: 33-47.

- [2] 何雷,刘溯奇. 强干扰下基于TMD-SVD和POS-BP网络的变速箱状态识别[J]. 机械传动, 2021, 45(5): 169-176.
HE Lei, LIU Suqi. Gearbox status recognition based on TMD-SVD and POS-BP networks under strong interference[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2021, 45(5): 169-176. (In Chinese)
- [3] DHAMANDE L S, CHAUDHARI M B. Compound gear-bearing fault feature extraction using statistical features based on time-frequency method[J]. Measurement, 2018, 125: 63-77.
- [4] 郭远晶,金晓航,魏燕定,等. 改进TSA降噪与平方包络谱分析的故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(2): 402-410.
GUO Yuanjing, JIN Xiaohang, WEI Yanding, et al. Fault feature extraction based on improved TSA denoising and squared envelope spectrum[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(2): 402-410. (In Chinese)
- [5] FENG K, JI J C, NI Q, et al. A review of vibration-based gear wear monitoring and prediction techniques [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2023, 182: 109605.
- [6] 陈予恕. 机械故障诊断的非线性动力学原理[J]. 机械工程学报, 2007, 43(1): 25-34.
CHEN Yushu. Nonlinear dynamical principle of mechanical fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(1): 25-34. (In Chinese)
- [7] DUAN L X, XIE M Y, WANG J J, et al. Deep learning enabled intelligent fault diagnosis: overview and applications [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 35(5): 5771-5784.
- [8] LEI Y G, YANG B, JIANG X W, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2020, 138: 106587.
- [9] 胥永刚,李凌均,何正嘉. 近似熵及其在机械设备故障诊断中的应用[J]. 信息与控制, 2002, 31(6): 547-551.
XU Yonggang, LI Lingjun, HE Zhengjia. Approximate entropy and its applications in mechanical fault diagnosis [J]. Information and Control, 2002, 31(6): 547-551. (In Chinese)
- [10] CUI B D, WENG Y, ZHANG N. A feature extraction and machine learning framework for bearing fault diagnosis [J]. Renewable Energy, 2022, 191: 987-997.
- [11] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [12] WONG R Y, HALL E L. Scene matching with invariant moments [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1978, 8(1): 16-24.
- [13] 丁明跃,常金玲,彭嘉雄. 不变矩算法研究[J]. 数据采集与处理, 1992, 7(1): 1-9.
DING Mingyue, CHANG Jinling, PENG Jiaxiong. Research on moment invariants algorithm [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 1992, 7(1): 1-9. (In Chinese)
- [14] 何成刚,张燕平,赵姝. 基于二阶不变矩的弹头痕迹自动比对优化方法研究[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(8): 2895-2898.
HE Chenggang, ZHANG Yanping, ZHAO Shu. Research of bullet engraving automated comparison optimization method based on second moment invariants [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(8): 2895-2898. (In Chinese)

Research on Circular plot analysis method and gear fault intelligent diagnosis based on time synchronous averaging

XU Yonggang¹ ZHANG Yifei¹ SUN Guodong² ZHANG Kun¹

(1. Beijing Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

(2. Shandong Institute of Scientific and Technical Information, Jinan 250101, China)

Abstract: Gear's Circular plot is a result presentation method which needs to be combine with time synchronous averaging (TSA), which can clearly display gear meshing vibration waveform extracted by TSA. Aiming at the problem of parameter setting of gear's Circular plot and lack of the quantitative index, F_i index for waveform edge recognition and Y_i index based on Hu-moments were proposed. Firstly, TSA algorithm was used to extract the gear meshing vibration signal, and the upper and lower edges of the vibration signal waveform were determined by calculating the minimum F_i index. Secondly, Circular plot of gears were drawn by the upper and lower edge parameters. Then, the Circular plot of the gear was divided into four parts, and Y_i index of the Circular plot was obtained by calculating Hu-moments of the picture after segmentation. Finally, based on the Y_i and F_i indices extracted from the gear Circular plot, a K-nearest neighbors (KNN) classifier was utilized to classify the gear vibration signals. The results show that there is a significant difference between the Y_i and F_i indices of the vibration signals of normal gears and those of abnormal gears. By combining with the KNN classifier, it is possible to distinguish between normal and abnormal gear signals, which proves the effectiveness of this method.

Key words: Gearbox; Gear Circular plot; Characteristic index; Intelligent fault diagnosis

Corresponding author: ZHANG Kun, E-mail: zkun212@163.com

Fund: Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (52405083)

Received: 2023-09-22 Revised: 2023-12-06