

基于故障样本的滚动轴承故障诊断 置信规则库研究

钱虹^{1,2}, 郑子彬¹, 冯裕卿¹

(1. 上海电力大学自动化工程学院, 上海 200090; 2. 上海市电站自动化技术重点实验室, 上海 200072)

摘要:滚动轴承是使用非常广泛的机械零件, 现有技术对滚动轴承故障诊断存在局限性。为提高滚动轴承故障诊断的准确性, 通过利用历史数据, 提出基于故障样本的置信规则库的方法, 首先对滚动轴承的典型故障进行分析, 获取其振动数据作为样本; 然后提取时域特征参数和时频参数, 对参数进行特征融合, 提取征兆参数, 建立故障诊断的置信规则库; 通过实验平台获取滚动轴承异常数据, 验证建立的置信规则库的有效性和准确性。

关键词:滚动轴承; 特征融合; 征兆参数; 故障诊断; 置信规则库

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.01.019 中图分类号:TH17 文章编号:1673-9140(2020)01-0144-07

Research of confidence rule base for fault diagnosis of rolling bearing based on faulty sample

QIAN Hong^{1,2}, ZHENG Zibin¹, FENG Yuqing¹

(1. School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. Shanghai Power Station automation technology key laboratory, Shanghai 200072, China)

Abstract: The rolling bearing is a widely used mechanical part, but the existing technology has limitations on the fault diagnosis of rolling bearing. In order to improve the accuracy of rolling bearing fault diagnosis, a method of confidence rule base is proposed on the basis of fault samples by using historical data. Firstly, the typical faults of rolling bearing are analyzed, and their vibration data are obtained as samples to extract. The time-domain and time-frequency parameters are then fused and symptom parameters are extracted to build the confidence rule base of fault diagnosis. Finally, the abnormal data of rolling bearing are obtained through the experimental platform, which verifies the validity and accuracy of the established confidence rule base.

Key words: rolling bearing; Feature fusion; characteristic parameter; fault diagnosis; confidence rule base

滚动轴承是电力、冶金、石化、航天等领域使用最为广泛的机械零件, 也是最易损伤的零件之一。在机械设备里面起着承受载荷和传递载荷的作用,

若发生故障, 轻则降低或失去某些功能, 重则引发灾难性的事故, 所以对滚动轴承故障诊断具有重要意义。目前对滚动轴承的诊断所用的数据多为振动数

据,特征参数主要有时域参数、频域参数、时频参数;参数的选取直接影响到故障诊断的准确性及复杂程度,现针对国内外学者对一些参数的利用情况进行分析:文献[1]对振动信号进行 EMD 分解,将分解得到的 IMF 分量的能量作为特征参数,并应用支持向量机和神经网络进行模式识别;文献[2]同样进行 EMD 分解,提取 IMF 分量的多种熵值作为特征向量,并通过核主元分析法,对滚动轴承进行故障诊断分析;文献[3]通过小波包分解进行振动分析,提取能量特征信息,输入到神经网络,输出故障信息;文献[4]利用小波包样本熵作为特征参数。文献[1-4]中只选取时频参数进行故障诊断,受样本数量有限的影响,降低了故障识别的准确性。显然通过融合时域特征参数、时频参数有助于提升故障识别的准确性。

该文通过分析滚动轴承的典型故障,包括内、外圈发生故障,建立基于故障样本的置信规则库方法,对滚动轴承进行故障诊断。首先通过实验平台获取轴承正常及内、外圈故障的振动数据作为样本,提取时域、时频域的特征参数,其中以小波包分解节点能量参数作为时频参数,针对各参数在正常和故障轴承的分辨情况以及参数的稳定性作出统计分析,将时域特征、时频特征进行融合,构建置信规则库的征兆集,对故障进行准确描述,最终建立针对滚动轴承诊断的置信规则库,并对此规则库进行有效性验证。

1 滚动轴承征兆集的建立

轴承振动由内部及外部因素引起,该文主要研究由内部因素引起的振动,主要由滚动轴承表面损伤类故障造成,特点是当损伤点滚过轴承元件表面时,产生冲击脉冲力,从而产生周期性冲击振动,对时域特征及时频特征造成影响。内、外圈故障是最常见的 2 类表面损伤类故障,为将这 2 种故障区分出来,对时域特征参数、小波包节点能量特征参数作出统计分析,最终选取波形指标,小波包分解第 3、4、6 个节点能量作为构建置信规则库的征兆参数。

1.1 时域特征参数提取

时域特征分为有量纲和无量纲参数,有量纲参数随着系统运行的转速、负载等条件的变化而变化,

而无量纲参数稳定性较好,参数大小受工况变化小。该文选用 6 个无量纲参数指标,用向量 $\mathbf{S} = \{C_f; S_f; I_f; CL_f; K_v; K_p\}$ 表示,其中波形指标为反映波形的稳定程度,峰度指标和裕度指标、脉冲指标从不同的侧面都反映波形是否有冲击,峭度指标反映波形中是否有冲击或尖峭程度的大小,偏斜度指标为波形不对称程度的反映。各个指标在不同的故障下,其表现出的稳定性和灵敏度会有所差别。其计算公式^[5]为

$$\text{峰值指标: } C_f = \text{Max}(x_i) / \varphi$$

$$\text{波形指标: } S_f = \varphi / |\mu_x|$$

$$\text{脉冲指标: } I_f = \text{Max}(x_i) / |\mu_x|$$

$$\text{裕度指标: } CL_f = \text{Max}(x_i) / \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right|^2$$

$$\text{峭度指标: } K_v = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{N\delta^4}$$

$$\text{偏斜度指标: } K_p = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{N\delta^3}$$

式中 $\text{Max}(x_i)$ 表示振幅最大值; φ 表示振幅均方根值; $|\mu_x|$ 表示振幅绝对平均值; $\left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right|^2$ 表示振幅方根幅值; δ 表示幅值的标准差; N 表示振动数据个数。

1.2 小波包分解节点能量参数提取

根据轴承故障机理研究,即

内圈故障特征频率:

$$f_i = Zn(1 + d \cos \alpha / D) / 2$$

外圈故障特征频率:

$$f_o = Zn(1 - d \cos \alpha / D) / 2$$

式中 Z 为轴频; D 为节圆直径; d 为滚动体直径; α 为接触角; n 为滚动体数。

通过机理分析可知,当滚动轴承发生不同故障时,会引发不同的频率成分出现,从而使得振动信号在各频段的频率分布出现差异,能量分布会发生变化,因此,可以根据振动频带的能量变化来进行故障分析。小波包分解节点能量特征是振动信号各频带能量分布的一种表示方法。该文利用小波包分解^[6],将振动信号的振动幅值在全频带进行 i 层分解,得到从低频到高频的 2^i 个频带成分,然后计算

小波包分解后各节点能量所占总能量的比重值作为特征,用向量 $\mathbf{E} = \{E_1^1; \dots; E_1^j; \dots; E_1^{2^j}\}$ 表示,其计算方法为

$$E(i, j) = \int |S_i^j(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^N |x_{jk}|^2 \quad (1)$$

$$E_i^j = \frac{E(i, j)}{\sum E(i, j)} \quad (2)$$

式中 $x_{jk} = (j=0, 1, \dots; k=0, 1, \dots, n)$ 表示第 i 层第 j 个节点中第 k 个离散点的幅值。 E_i^j 表示第 i 层第 j 个节点能量占总能量的比重。

1.3 征兆集构建

该文通过 QPZZ-II 实验平台模拟滚动轴承正常及内外圈故障,实验平台轴承型号为 N205,并在 1 373 r/min 的工况下运转,进行采样,采样频率为 4 000 Hz,从而获取振动数据。基于故障样本数据计算时域特征向量 $\mathbf{S} = \{C_f; S_f; I_f; CL_f; K_v; K_p\}$ 、小波包分解节点能量向量 $\mathbf{E} = \{E_1^1; \dots; E_1^j; \dots; E_1^{2^j}\}$ 。通过故障样本数据分析,找出与故障类型相对应的时域特征、小波包节点能量特征,从而确定故障类型集中第 i 个故障的征兆集为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$

该文对样本进行三层小波包分解,得到 8 个节点能量指标 $\mathbf{E} = \{E_3^1; \dots; E_3^j; \dots; E_3^8\}$ 以及时域特征向量 $\mathbf{S} = \{C_f; S_f; I_f; CL_f; K_v; K_p\}$,从而构成特征向量 $\mathbf{a} = \{C_f; S_f; I_f; CL_f; K_v; K_p; E_3^1; E_3^2; E_3^3; E_3^4; E_3^5; E_3^6; E_3^7; E_3^8\}$ 。正常、内圈故障、外圈故障样本各得到 35 组特征向量。通过 K-MEANS 聚类算法^[7]对特征向量进行预先处理:

1) k 表示聚类数目,确定 k 的数量, k 值越大聚类中心越多;

2) 初始化 $k (= 3)$ 个聚类中心, $a[0]$ 、 $a[1]$ 、 $a[2] \dots, a[k-1]$;

3) 遍历所有观测点 $\text{data}[0] \dots \text{data}[n]$, 采用欧几里得 $d = \sqrt{(a - \text{data})^2}$ 距离测量,找到最近的聚类中心,加入到该聚类中;

4) 对于新聚类的观测点,向量各维取平均,重新计算聚类中心;重复 3)、4) 进行迭代,直到满足给定的阈值,结束算法。

应用以上算法得到处理结果:正常数组剔除 2 组,内圈故障数组剔除 2 组,外圈故障数组剔除 3 组,从而消除了孤立样本以及数据分布的不均匀性。

采用剔除异常数据之后的样本数据,计算其时域特征参数、小波包分解节点能量特征参数的均值 μ , 标准差 δ , 并作表 1 统计分析。

表 1 特征参数统计值

Table 1 Characteristic parameter statistics

参数	正常情况		内圈故障		外圈故障	
	μ_1	δ_1	μ_2	δ_2	μ_3	δ_3
S_f	1.02	0.02	1.3	0.03	1.42	0.03
C_f	2.10	1.10	4.5	0.67	5.23	0.61
I_f	2.10	1.14	6.05	0.98	7.45	0.99
CL_f	2.10	1.15	7.32	1.22	9.3	1.29
K_v	0.04	1.11	-0.14	0.16	0.11	0.10
K_p	1.70	2.14	5.38	1.39	7.28	1.22
E_3^1	0.14	0.02	0.05	0.01	0.05	0.02
E_3^2	0.12	0.03	0.12	0.01	0.15	0.02
E_3^3	0.13	0.03	0.22	0.02	0.19	0.02
E_3^4	0.12	0.03	0.17	0.02	0.25	0.02
E_3^5	0.12	0.02	0.04	0.01	0.03	0.01
E_3^6	0.13	0.03	0.09	0.02	0.06	0.01
E_3^7	0.11	0.04	0.20	0.02	0.15	0.02
E_3^8	0.12	0.03	0.11	0.01	0.12	0.02

征兆参数的选取标准,应满足其具有一定的稳定性,且能够将正常与故障、故障与故障之间进行区分。实际上,标准差 δ 反映了数据的离散程度,即数据的稳定性,其值越大稳定性越差;均值 μ 是数据集中趋势的量数,不同参数之间其均值大小反映了参数之间的区分程度。综上可知,将标准差和均值作为选取征兆参数的依据,具有一定的意义。结合时域参数与频域参数进行融合,分析时域参数 $\mathbf{S} = \{C_f; S_f; I_f; CL_f; K_v; K_p\}$, 将各参数的标准差进行对比分析,波形指标 S_f 的标准差最小,且均值 μ 在正常与故障、故障与故障之间具有一定的区分程度,将其作为时域指标的征兆参数;对时频参数指标 $\mathbf{E} = \{E_3^1; \dots; E_3^j; \dots; E_3^8\}$ 进行分析,时频参数其标准差 δ 都较小,并且差别不大,观察均值 μ 可发现 E_3^1 、 E_3^5 对内外圈故障区分能力小, E_3^2 对正常轴承和内圈故障区分程度小, E_3^7 对正常轴承和外圈故障区分程度小, E_3^8 对正常轴承、内圈故障、外圈故障区分程度小,而其他 3 个时频参数对正常、内圈及外圈故障具有很好的区分能力。综上分析,将内、外圈故障的征兆参数集选取为向量 \mathbf{X} , 即

$$\mathbf{X} = [x_1; x_2; x_3; x_4] = \{S_f; E_3^3; E_3^4; E_3^6\}$$

2 基于故障样本的滚动轴承故障诊断置信规则库构建

基于故障样本的置信规则库由规则库规则和规则库规则变量组成。规则库规则为表征征兆参数输入与故障输出的映射关系。规则库规则变量用来从征兆输入到故障输出部分评价结果过程中的计算。

2.1 置信规则库结构

置信规则库^[8]是故障类型与故障征兆之间的映射关系。矩阵形式表示了故障类型及故障征兆之间的关系, \mathbf{Y} 向量、 \mathbf{X} 矩阵共同构成置信规则库。

若系统发生 n 种故障, 这些故障组成的集合为故障集 \mathbf{Y} , 可描述为

$$\mathbf{Y} = [Y_1, Y_2, \dots, Y_j, \dots, Y_n] \quad (3)$$

式中 \mathbf{Y} 为故障集; Y_j 为集合中第 j 个故障类型, $j = 1, 2, \dots, n$; n 为系统可能发生的故障类型的数量。

若发生 m 种故障征兆, 则所有征兆组成的集合

称为征兆集 \mathbf{X} , 可描述为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} [X_1] & [x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1i} & \dots & x_{1m}] \\ X_2 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & x_{j1} & x_{j2} & \dots & x_{ji} & \dots & x_{jm} \\ [X_n] & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ [x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{ni} & \dots & x_{nm}] \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 X_j 为故障类型 Y_j 下的所有故障征兆的集合; x_{ji} 为故障类型 Y_j 下的第 i 种故障征兆, $i = 1, 2, \dots, m$; m 为故障征兆的数量。

而故障类型与故障征兆之间, 存在一一对应关系, 即 $Y_j \leftrightarrow X_j$ 表示第 j 个故障类型 Y_j 有唯一与之对应的 X_j , 而 X_j 有唯一与之对应的故障类型 Y_j 。

针对滚动轴承正常和内、外圈故障进行诊断, 建立故障集 $\mathbf{Y} = \{\text{内圈故障}; \text{外圈故障}\}$; $y_1 = \{\text{内圈故障}\}$, $y_2 = \{\text{外圈故障}\}$ 。

该文构建滚动轴承置信规则库的过程如图 1 所示。

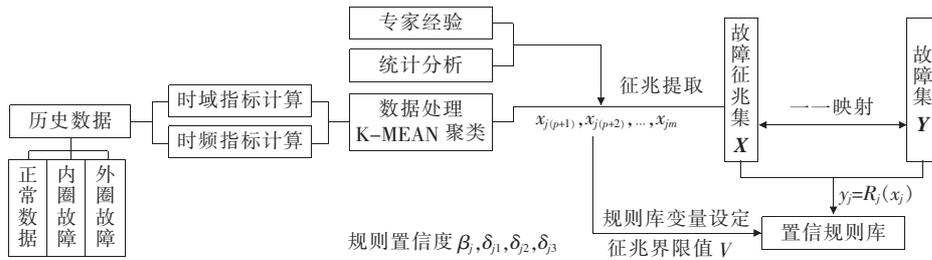


图 1 置信规则库建模过程

Figure 1 Confidence rule library model process

故障集与征兆集的关系可以用规则形式标示。

IF-THEN 规则组成为

$$R: \text{IF } x_{j1}(\delta_1) \wedge x_{j2}(\delta_2) \wedge \dots \wedge x_{ji}(\delta_i) \wedge \dots \wedge x_{jm}(\delta_m) \\ \text{THEN } \{(D_j, \beta_j)\}$$

式中 x_{ji} 为该规则的第 i 个前提条件; δ_i 为第 i 个前提条件的置信度; m 为前提条件的个数; D_j 为第 j 个结论; β_j 为第 j 个结论的置信度; 满足约束条件:

$$\text{s. t. } \begin{cases} 0 < \delta_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, m \\ 0 < \beta_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

且每个故障征兆 x_{ij} 都对特征参量所处状态, 可

以划分为异常低(L)、异常高(H)即 $T = \{L, H\}$ 。

2.2 基于统计分析的滚动轴承常见故障的置信规则表示和规则变量设定

置信度、征兆阈值和限值组成了置信规则变量, 置信度包括征兆置信度、结论置信度。其中, 影响诊断结果的准确度和精确度的参数为征兆阈值和限值。

2.2.1 征兆阈值和限值设定

该文采用由梯形隶属度函数^[8], 通过故障样本计算得到的征兆参数分布, 进行初步设定, 然后经过多次实验反馈和经验修正, 就可最终设定各征兆的阈值和限值。

不同故障下对应相关征兆参数的曲线分布如图 2 所示。根据征兆参数的分布,经过不断调整将阈值、限值设定为表 2,其中 Z_H 为上阈值、 Z_L 为下阈值、 Z_{max} 为上限值、 Z_{min} 下限值。

2.2.2 规则置信度的设定

β 为结论置信度,表示出现此故障的可能性; $[\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i, \dots, \delta_m]$ 为与故障一一对应的各征兆置信度向量。参数大小参考基于故障样本数据计算得到的对应征兆特征参数值,并遵循一定的置信度函数计算原则。该系统采用文献[8]中的梯形隶属度函数。因为该系统中 $T_i \in \{L, H\}, i = 1, 2, \dots, m'$, 所以若设 δ_{Li}, δ_{Ni} 和 δ_{Hi} 分别为某故障下第 i 个征兆特征参数异常低、正常和异常高的置信度,则系统中该征兆的置信度参考的计算原则为 $\delta_i \in \{\delta_{Li}, \delta_{Hi}\}, i = 1, 2, \dots, m'$ 。该文采用的置信度函数为梯形隶属度函数,且都为单边梯形函数。根据图 2 分析,波形指标 S_f 在故障时比正常时的值要升高,且发生内圈故障比发生外圈故障时的值更高,从图 2(a)中观察发现,波形指标正常时集中在 1 附近,外圈故障集中在 $[1.3, 1.4]$,内圈故障集中在 $[1.4, 1.5]$;根据梯形隶属度函数原则以及征兆阈值、限值的大小计算可知,将内圈故障时 δ_1 设置为 0.75,外圈故障时 δ_1 设置为 0.9,从而使得在内外圈故障时得到各自更高的结论置信度。同理,可设置其他指标的前提置信度。对应不同故障各征兆的前提置信度 $[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4]$,分别对应征兆参数 S_f, E_3^3, E_3^4, E_3^6 。根据实际运行情况,来设置故障置信度 β_j, β_1 表示内圈故障置信度, β_2 表示外圈故障置信度如表 3 所示。

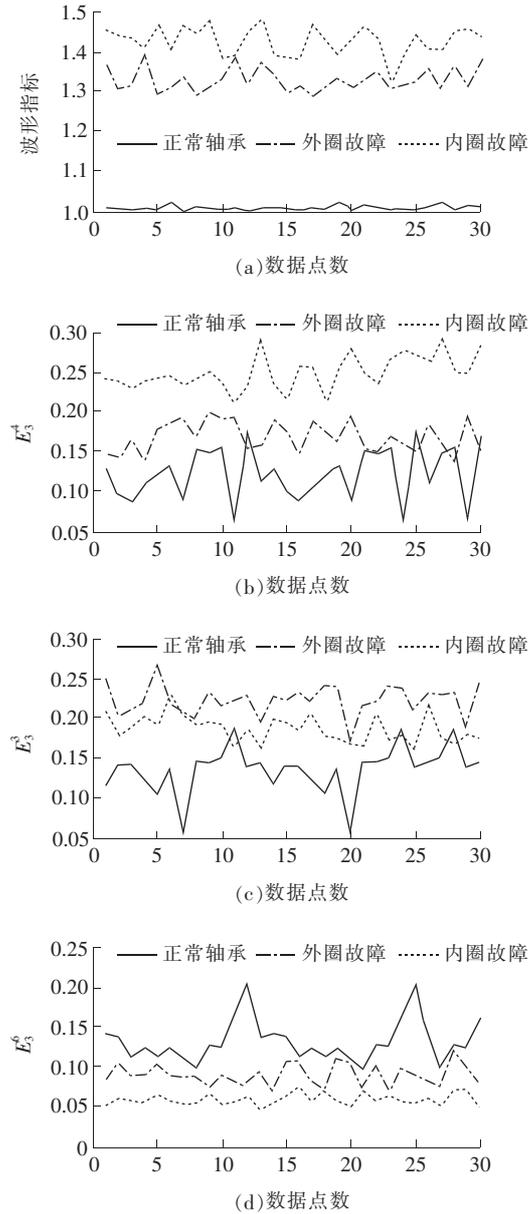


图 2 不同故障下的征兆参数

Figure 2 Signs parameters under different faults

表 2 征兆阈值限值的参考值

Table 2 Reference thresholds for threshold thresholds

征兆特征	Z_{min}	Z_L	Z_H	Z_{max}
S_f	—	—	—	0.06
E_3^3	—	—	—	0.135
E_3^4	1	0.15	0.08	—
E_3^6	1.4	0.17	0.22	—

表 3 置信度的参考值

Table 3 Confidence reference value

故障状态	β_j	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4
内圈故障	0.9	0.75	0.95	0.55	0.6
外圈故障	0.9	0.9	0.7	0.95	0.95

最终确定内圈、外圈故障的故障规则表示如下。

内圈故障规则:

$$R_1: \text{IF } S_f \text{ is } H \wedge E_3^3 \text{ is } H \wedge E_3^4 \text{ is } H \wedge E_3^6 \text{ is } L$$

THEN $L1(0.9)$

With attribute belief degree 0.75,0.95,0.55,0.6

外圈故障规则:

$$R_2: IF S_f is H \wedge E_3^3 is H \wedge E_3^4 is H \wedge E_3^6 is L$$

THEN L2(0.9)

With attribute belief degree 0.9,0.7,0.95,0.95

3 置信规则库有效性验证

根据证据置信度、前提置信度,并按照一定的匹配算法,对规则库中的规则进行推理匹配。首先,将匹配指数设定为 0.2。若符合匹配条件,根据结论置信度计算公式计算故障置信度从而得出诊断结果。

规则匹配^[8]算法:

$$\theta = \max\{0, \delta_1 - \delta'_1\} + \max\{0, \delta_2 - \delta'_2\} + \dots + \max\{0, \delta_N - \delta'_N\} < \epsilon \quad (6)$$

式中 θ 为匹配度; ϵ 为匹配指数。如果匹配算法中左边计算结果小于等于 ϵ ,即证据置信度小于规则前提置信度,则匹配为真,然后计算结论置信度。

结论置信度 α 的计算^[8]:

$$\alpha = [1 - \max\{0, \delta_1 - \delta'_1\}] \times [1 - \max\{0, \delta_2 - \delta'_2\}] \times \dots \times [1 - \max\{0, \delta_N - \delta'_N\}] \times \beta \quad (7)$$

通过滚动轴承模拟平台,人为引入内、外圈故障,获取振动实验数据,计算相关征兆参数集,得到内、外圈故障的各 2 组参数如表 4 所示,并验证建立的规则库的有效性。

表 4 故障的实时数据

Table 4 Failures Real-time data

序号	实验平台 故障类型	实时数据			
		S_f	E_3^3	E_3^4	E_3^6
1	内圈故障	1.291	0.269	0.179	0.105
2	内圈故障	1.314	0.235	0.145	0.109
3	外圈故障	1.469	0.163	0.244	0.063
4	外圈故障	1.388	0.165	0.212	0.055

根据上述所得到的征兆阈值限值,利用梯形隶属度函数,得到由实验数据计算得来的证据置信度如表 5 所示。

按照已确定的匹配算法和结论置信度计算公式进行计算,其中匹配时先与外圈故障规则进行匹配,再与内圈故障规则进行匹配,最后得到 4 组故障在时域和时频域融合诊断结果以及只有时频域征兆的诊断结果,如表 6 所示,其中 β_R 代表融合结论置信度, β_S 代表只有时频域征兆的结论置信度。

表 5 各故障征兆的证据置信度

Table 5 Confidence confidence of each fault sign

序号	各证据置信度			
	δ_1'	δ_2'	δ_3'	δ_4'
1	0.725	1.00	0.707	0.600
2	0.785	1.00	0.464	0.653
3	1.000	0.65	1.000	0.960
4	0.970	0.75	0.940	1.000

表 6 诊断系统的诊断结果

Table 6 Diagnostic results of the diagnostic system

序号	诊断系统的诊断结果		
	故障类型	β_R	β_S
1	内圈故障	0.877 5	0.900 0
2	内圈故障	0.822 6	0.822 6
3	外圈故障	0.855 0	0.675 0
4	外圈故障	0.891 0	0.757 0

根据计算的结果分析可知,通过故障样本建立的滚动轴承故障诊断置信规则库具有一定的有效性,且在外圈故障结论置信度可以看出时域与时频域特征融合的诊断结论明显高于只有时频域特征的诊断结果,故时域与时频域特征融合的方法较单一的时频特征具有一定的优越性。

4 结语

目前在滚动轴承故障诊断中参数利用的局限性,该文通过利用历史数据,提取时域、时频域的故障特征参数,对各参数进行有效的评价,选取合适的参数进行时域、时频域的特征融合,提高了故障的准确性和可靠性;通过建立专家置信规则库,实现了故障诊断的智能化,解决了人为识别时效性差、准确

率低的问题。由于现实中故障数据难以获取,该文通过实验平台模拟滚动轴承内外圈故障,获取振动数据,将这些采集到数据作为样本,采用建立置信规则库的方法,构建针对内、外圈故障的诊断规则,对内、外圈故障进行诊断。诊断结果表明基于此规则库对滚动轴承内外圈故障诊断具有准确性,由此方法建立的置信规则库内容如征兆集的选取、规则变量等,需根据实际的滚动轴承工况环境进行调整。从而对实际滚动轴承的诊断具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 李海. 基于 EMD 和特征融合的电机故障诊断[D]. 杭州:浙江大学,2013.
- [2] 向丹,岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报,2015,30(5):1149-1155.
Xiang Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy, 2015,30(5): 1149-1155.
- [3] 杨国安,周世刚. 一种适用于机械非平稳故障信号的分析方法[J]. 信号处理,2001, 17(3):287-290.
YANG Guoan, ZHOU Shigang. A new analytical method for non-stationary fault signal of mechanical system, 2001,17(3): 287-290.
- [4] 苏文胜. 滚动轴承振动信号处理及特征提取方法研究[D]. 大连:大连理工大学,2010.
- [5] 孙卫祥. 基于数据挖掘与信息融合的故障诊断方法研究[D]. 上海:上海交通大学,2006.
- [6] 梁英,杨嘉,李勤新,等. 基于时频谱相似度的高压直流线路行波保护方法[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(2):182-186.
LIANG Ying, YANG Jia, LI Qinxin, et al. Traveling wave protection method for HVDC lines based on the time frequency spectrum similarity[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019,34(2):182-186.
- [7] 段贵钟,秦文萍,逯瑞鹏,等. 考虑风电接入与负荷不确定性的静态电压稳定性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018,46(12):108-114.
DUAN Guizhong, QIN Wenping, LU Ruipeng, et al. Static voltage stability analysis considering the wind power and uncertainty of load[J]. Power System Protection and Control,2018,46(12):108-114.
- [8] 汪颖翔,方仍存,张籍,等. 配电网投资决策体系研究[J]. 智慧电力,2019,47(2):56-62.
WANG Yingxiang, FANG Rengcun, ZHANG Ji, et al. Research on investment decision system of distribution network[J]. Smart Power,2019,47(2):56-62.