

文章编号 1004-924X(2019)07-1577-16

基于信息融合的机器人薄壁轴承故障智能诊断

徐彦伟, 刘明明, 刘 洋, 陈立海, 颀潭成*
(河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘要: 为了实现轴承故障智能诊断, 对基于信息融合的机器人薄壁轴承故障智能诊断方法进行研究。首先, 采用声发射和振动传感器, 搭建了机器人薄壁轴承试验与多信息数据采集系统; 然后, 以薄壁单列角接触球轴承 ZR71820 为对象, 在轴承外圈、内圈和滚动体上分别制作点蚀、裂纹缺陷, 用正交试验法采集不同缺陷类型、不同当量载荷及不同转速状态下薄壁轴承在试验过程中的声发射和振动信号; 最后, 选取时域中均方根值和峭度指数及频域中均方根频率作为振动、声发射信号的特征参数, 分别进行了基于单一振动、声发射信号的薄壁轴承故障诊断, 并采用 SOM 与 BP 神经网络将试验过程中的振动和声发射信号的特征信息进行融合, 研究了基于信息融合的机器人薄壁轴承故障智能诊断技术。结果表明: 基于振动信号故障诊断的正确率为 85.7%; 基于声发射信号故障诊断的正确率为 81.0%; 基于 BP 神经网络信息融合故障诊断的正确率为 93.5%; 基于 SOM 神经网络信息融合故障诊断的正确率为 95.2%。基于 SOM 神经网络信息融合的薄壁轴承故障智能诊断比单用振动或声发射信号的诊断正确率分别高出 9.5% 和 14.2%, 比用 BP 神经网络信息融合故障诊断的正确率高 1.7%。

关键词: 薄壁轴承; 多信息融合; 故障诊断; 神经网络; 智能诊断

中图分类号: TH165.3; TP183; TH133.33 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20192707.1577

Intelligent fault diagnosis of thin wall bearing based on information fusion

XU Yan-wei, LIU Ming-ming, LIU Yang, CHEN Li-hai, XIE Tan-cheng*

(School of Mechatronics Engineering, Henan University of
Science and Technology, Luoyang 471003, China)

* Corresponding author, E-mail: xietc@haust.edu.cn

Abstract: To realize the intelligent diagnosis of bearing faults, an intelligent fault diagnosis method for the thin-wall bearing of a robot based on information fusion was studied. First, a test and multi-information data acquisition system of the thin-wall bearing of a robot was built by acquiring acoustic emission and vibration acceleration signals. Then, data from acoustic emission and vibration acceleration signals detected during the test of thin-wall bearing under different fault types, equivalent loads, and rotational speeds were obtained using an orthogonal experimental method. A thin-wall single-row angular contact ball bearing (ZR71820) was used as the research object, and pitting and micro-crack defects were produced on the bearing outer ring, inner ring, and rolling bod. Finally, the root mean

收稿日期: 2018-11-23; 修订日期: 2019-03-18.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 51805151, No. 51305127); 河南省高校青年骨干教师资助项目 (No. 2016GGJS-057)

square value and kurtosis index in the time domain, as well as the root mean square frequency in the frequency domain, were selected as the characteristic parameters of the vibration and acoustic emission signals. Fault diagnosis of thin-wall bearings based on single vibration or acoustic emission signals was conducted. In addition, an intelligent fault diagnosis of thin-wall bearings were researched based on the fusion characteristics of acoustic emission and vibration acceleration signals using Self-Organization feature Map (SOM) and Back-Propagation (BP) neural networks. Experimental results indicate that the accuracies of fault diagnoses based on vibration signals, acoustic emission signals, and BP and SOM neural network information fusion are 85.7%, 81.0%, 93.5%, and 95.2%, respectively. The accuracy of intelligent fault diagnosis based on SOM neural network information fusion of the thin-wall bearing is 9.5%, 14.2%, and 1.7% higher than that of single vibration, acoustic emission signals, and BP neural network information fusion, respectively.

Key words: thin wall bearings; multi-information fusion; fault diagnosis; neural network; intelligent diagnosis

1 引言

工业机器人具有高回转精度、高运转平稳性、高定位速度、高重复定位精度及高可靠性的特点,是高端制造领域的重要基础装备^[1]。机器人用薄壁轴承是工业机器人的关键基础元件,其结构内部元件在重载荷工况下相互作用,易在内、外圈滚道及滚动体上产生裂纹、点蚀等损伤性缺陷,表现为结构振动、运转噪声及阻力增大,直接影响机器人的运转平稳性、重复定位精度、动作度及可靠性,严重时可导致机器人停机乃至整个机械系统瘫痪的恶劣险情^[2-5]。快速、准确、智能地诊断机器人用薄壁轴承的故障并及时处置,对工业机器人的正常运行具有重要意义。

近年来,众多学者采用不同技术对滚动轴承故障诊断方法进行了大量研究^[6-20]。现有文献采用不同的特征提取方法对单一传感器的信号进行处理,得出诊断结果,在特定工况下准确率较高,但参数设定所用周期长,且不具普适性^[5-11,13-16]。文献[3,19]等采用不同神经网络模型对单一传感器提取的特征进行诊断,有效地提高了诊断结果的准确性,但受传感器安装位置影响较大,多个位置的特征不能同时采集。这些主要基于振动信号的研究成果有效地促进了滚动轴承故障诊断技术的快速发展,但关于机器人用薄壁轴承故障诊断的研究相对罕见。声发射和振动是机械故障诊断中常用的信号采集方法,研究人员对其特征分析及提取方法进行了深入研究。廖传军^[21]等将小

波尺度谱和再分配尺度谱同时用于 AE 信号的特征提取,研究了基于声发射信号的滚动轴承损伤类型及部件识别方法,结果表明小波再分配尺度谱能有效用于基于声发射技术的状态监测和故障诊断;郝如江^[22]等采用多尺度形态开闭和闭开组合的滤波器对轴承故障的声发射信号进行降噪处理,采用闭运算对降噪后信号进行形态滤波解调,结果表明形态滤波用于轴承故障的声发射信号特征提取效果明显;胡爱军^[23]等利用 EEMD 将振动信号分解,再利用峭度最大准则选取 EEMD 分解后的本征模函数,将该本征模函数包络解调获得滚动轴承的故障特征信息。该方法有效地抑制了经验模态分解中的模态混叠问题,避免了共振解调方法中的中心频率及滤波频带的选取,具有良好的自适应性;蔡艳平^[24]等提出一种基于经验模式分解和谱峭度的改进包络谱滚动轴承故障诊断方法,对滚动轴承故障振动信号进行经验模式分解,自动构建最佳包络进行故障诊断,并用滚动轴承内圈缺陷仿真故障数据和实际数据对比分析验证了该方法的有效性;以上这些方法需人工选择最佳特征,工作量大且对操作者的经验要求较高。信息融合技术是利用计算机技术对按时序获得的多个传感器的观测信息在一定准则下进行自动分析、综合处理以获得精确估计并对态势和威胁及其重要程度进行全面及时评估的综合决策过程,具有较高的容错性、互补性、实时性、经济性等优点^[25-27],近年来在滚动轴承故障诊断领域中的应用也日益增多,俞昆^[28]、李荣远^[29]等采用多个同类传感器提取特征,利用信息融合的方法对

多个特征值进行融合,相对于单个传感器提取特征更全面,准确率更高,但诊断结果与传感器的敏感度关系较大,且单一传感器对不同故障的敏感度不同。本文采用 SOM 神经网络将机器人用薄壁轴承在试验过程中的声发射(Acoustic Emission, AE)与振动信号特征信息进行融合,研究信息融合的机器人薄壁轴承故障智能诊断技术。

2 薄壁轴承多信息数据采集系统

2.1 系统结构

薄壁轴承试验及多信息数据采集系统由洛阳轴承研究所与智能数控装备河南省工程实验室联合开发的滚动轴承试验台、试验轴承、AE 传感器、振动加速度传感器、信号放大器、信号调理器、数据采集卡和计算机共同组成(系统结构如图 1(a)所示)。传感器信号通过前置放大器和信号调理器处理后,由数据采集卡采集到计算机进行分析处理。

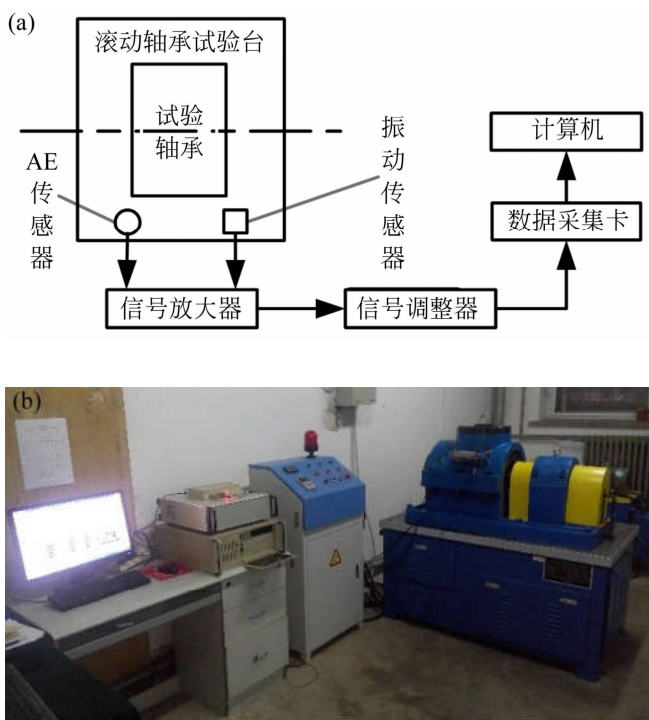


图 1 薄壁轴承试验与信息采集系统整体结构图
Fig. 1 Whole structure chart of thin wall bearing test and information acquisition system

图 1(b)为采用滚动轴承试验台(主要参数:

轴承允许内径 $\varphi 40 \sim 120$ mm,可加载径向载荷 $0 \sim 300$ kN,可加载轴向载荷 $0 \sim 200$ kN,转速 $50 \sim 1\,500$ r/min,报警温度 50 °C,油润滑),PCI-8 型声发射仪(信噪比 4.5、频率范围 1 kHz ~ 3 MHz、最高采样频率 10 M/S)和 R50S-TC 声发射传感器(电压信号、测量范围 50 kHz ~ 700 kHz、谐振频率 500 kHz),LC0151T 型加速度传感器(灵敏度 150 mv/g、量程 33 g、分辨率 40 KHz、谐振频率 $0.000\,2$ g、频率范围 0.7 Hz ~ 13 KHz)和与其匹配的 LC0201-5 型信号调理器,以及 PCI8510 数据采集卡(8 通道同步采样,速度 500 K/S)共同搭建的机器人薄壁轴承试验与多信息数据采集系统实物图。

2.2 传感器安装位置

通过在试验台外壳上钻孔将声发射和振动传感器固定安装在滚动轴承试验台上,如图 2。用波导杆传递振动信号,波导杆一端通过螺纹与振动传感器连接,另一端涂抹凡士林使波导杆与轴承表面之间为面接触。AE 传感器和轴承外圆面间亦涂抹凡士林达到面接触。

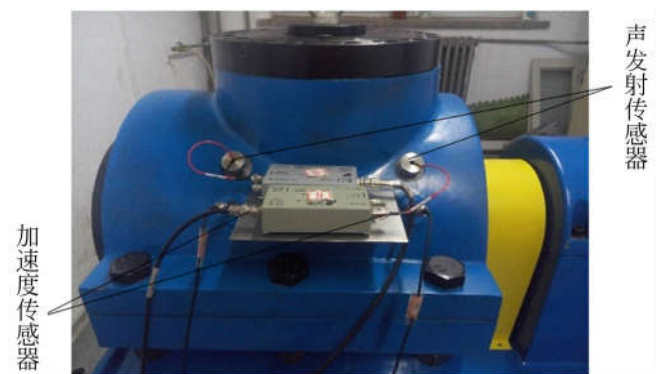


图 2 传感器安装位置

Fig. 2 Sensor installation position

2.3 试验轴承及缺陷预制

选取机器人用薄壁单列角接触球轴承 ZR71820(内圈直径 100 mm,外圈直径 125 mm,内外圈壁厚均为 2 mm,接触角 $\alpha = 40^\circ$)为试验对象,利用电磁加热设备将机器人轴承内外圈拆开,用大族 YLP-MDF-152 型三维光纤激光打标机在机器人轴承的外圈、内圈和滚动体上分别制作裂纹和点蚀缺陷(缺陷尺寸:裂纹宽度 30 μm ,点蚀直径 40 μm ,深度均为激光能量的 30% ,如图 3)。

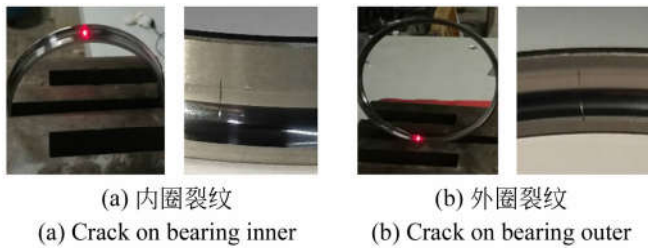


图 3 轴承内圈、外圈预制缺陷

Fig. 3 Prefabricated defect on bearing inner and outer ring

2.4 试验参数

根据机器人轴承的实际工况,以 1/4 当量动载荷约 8 kN 为试验轴承加载均值,按梯度当量动载荷 7 kN, 8 kN, 9 kN 进行试验。按照单列角接触球轴承同时承受轴向和径向载荷时当量动载荷 P 的计算公式^[30],将梯度当量动载荷转换为轴向和径向加载负荷值进行试验。

$$P = XF_r + YF_a, \quad (1)$$

其中: F_r, F_a 分别为径向、轴向载荷; X, Y 为相关系数。表 1 为梯度当量动载荷换算得到的轴向和径向加载负荷值。

表 1 轴向和径向加载负荷值

Tab. 1 Load value of axial and radial loading

当量动载荷 (P/kN)	径向载荷 (F_r/kN)	轴向载荷 (F_a/kN)
7	4.2	6.2
8	5.0	7.5
9	5.8	8.7

实际工况中机器人轴承的转速最大约为 100 r/min。本文选取梯度转速分别为 80 r/min, 90 r/min, 100 r/min 来进行试验。

2.5 正交试验

针对轴承外圈、内圈和滚动体上预制的裂纹或点蚀共 6 类缺陷情况,以当量动载荷、试验转速为主要因素,采用正交试验方法,对不同缺陷类型的轴承在不同工况下进行试验。每种缺陷情况各选 4 套轴承,另选 1 套无缺陷轴承,共 25 套轴承进行试验。正式试验前进行 10 min 预试验以使轴承充分跑合,间隔 60 min 采集声发射和振动加速度传感器信号数据一次,时长 5 s,每套轴承试验时长 48 h,共计采集 72 组缺陷轴承和 1 组无缺

陷轴承试验过程中的声发射和振动信号数据。正交试验表如表 2 所示。

表 2 正交试验表

Tab. 2 Orthogonal test table

序号	故障类型	F_r/kN	F_a/kN	转速/($r \cdot \text{min}^{-1}$)
1	外圈裂纹	4.2	6.2	80
2	外圈裂纹	5.0	7.5	90
3	外圈裂纹	5.8	8.7	100
4	外圈点蚀	4.2	6.2	80
5	外圈点蚀	5.0	7.5	90
6	外圈点蚀	5.8	8.7	100
7	内圈点蚀	4.2	6.2	80
8	内圈点蚀	5.0	7.5	90
9	内圈点蚀	5.8	8.7	100
10	内圈裂纹	4.2	6.2	80
11	内圈裂纹	5.0	7.5	90
12	内圈裂纹	5.8	8.7	100
13	滚动体裂纹	4.2	6.2	80
14	滚动体裂纹	5.0	7.5	90
15	滚动体裂纹	5.8	8.7	100
16	滚动体点蚀	4.2	6.2	80
17	滚动体点蚀	5.0	7.5	90
18	滚动体点蚀	5.8	8.7	100

3 薄壁机器人轴承故障特征选择

3.1 时域特征参数选择

时域信号特征参数可处理为有量纲参数和无量纲参数。有量纲参数主要包括均方根值(Rms)和峰值(Peak),均方根值既可表示机器人轴承的振动量和声发射能量大小,也可表示时间变化的经历过程;峰值对于瞬时现象具有较高的敏感性,尤其是轴承的表面损伤;但有量纲特征参数对载荷和转速等工况变化比较敏感。无量纲参数不受轴承结构参数、工况变化的影响,亦不受信号绝对值的影响,试验条件即使发生微小变化对参数计算结果也无太大影响;无量纲参数只受概率密度影响,无需考虑相对标准值或与历史数据进行对比。滚动轴承常用的无量纲参数有峰值指数(C)、脉冲指数(I)、裕度指数(L)、峭度指数(Kr)和波形指数(S)。

机器人轴承实际转速相对不是很高,载荷亦相对不是太大,但运行精度要求较高,应尽量选用敏感性高、同时兼顾高稳定性的特征参数。由于峰值对工作条件的变化比较敏感(如载荷、转速的变化等),而均方根值对工作条件不敏感且既可表示机器人轴承的振动量和声发射能量大小,又可表示时间变化的经历过程,为了尽可能降低工作条件对轴承信号的影响,本文选用均方根值作为有量纲参数。无量纲参数中的峰值指数、裕度指数、峭度指数在兼顾敏感性和稳定性的前提下表现较好^[31];裕度指数通常用于机械设备磨损情况检测,不适于轴承早期故障检测;而峰值指数受均方根值影响,且均方根值已选为有量纲参数;故本文选用对冲击特征较敏感的峭度指数作为无量纲参数。均方根值和峭度指数的计算公式分别为:

$$Rms = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}, \quad (2)$$

$$K_r = \frac{N \sum_{i=1}^N x_i^4}{Peak^4} = \frac{N \sum_{i=1}^n x_i^4}{\left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{pj} \right]^4}. \quad (3)$$

3.2 频域特征参数选择

时域特征参数可以比较准确地判断轴承是否产生故障,但并不擅长判断故障的类型。信号功率谱 $Z(f)$ 能较好地反映不同频率对应的不同信号能量,通过 $Z(f)$ 中谱峰位置的变化即可知信号的频率和频率对应能量的变化情况。在功率谱中,根据谱峰的位置变化和谱能量的分散程度就能够得到信号频域特征的变化情况^[31]。频域特征参数指标主要包括均方频率 Msf 、重心频率 Fc 、频率方差 Vf 、均方根频率 $Rmsf$ 和频率标准差 Rvf , 其中 Msf , Fc 和 $Rmsf$ 主要反映信号主频带在功率谱中的位置变化情况;通常情况下,若轴承运转正常,则其信号的频率分量数值较小,且主要集中在低频段;当轴承出现故障时,数值增大且由低频段向高频段转移,所以故障轴承的 Fc 和 $Rmsf$ 相比正常轴承要大很多。另外, Vf 和 Rvf 通常用于表示谱能量的分散程度,其值越大,分散程度越大,越不利于轴承故障诊断;其值越小,分散程度越小,越有利与轴承故障诊断。本文选用均方根频率 $Rmsf$ 作为振动信号和 AE 信号的频域特征参数,利用快速傅里叶变换,可得频域特征参数均方根频率 $Rmsf$ 的计算公式为:

$$Rmsf = \sqrt{Msf} = \sqrt{\frac{\sum_{i=2}^N \varphi_i^2}{4\pi^2 \sum_{i=1}^N x_i}}, \quad (4)$$

式中: $\varphi_i = x_i - x_{i-1} / \Delta$, Δ 为采样周期, N 为采样点数。

4 基于单一信号的薄壁轴承故障诊断

4.1 基于振动信号的薄壁轴承故障诊断

滚动轴承发生损伤性缺陷故障时,滚动体通过滚动轴承沟道上缺陷点或自身缺陷点接触沟道时会产生冲击性振动信号,并与各种部件的故障频率混叠在一起,是一种非线性非平稳的多分量调幅-调频信号。本文采用时域、频域相结合的分析法,基于单一振动信号对薄壁轴承故障进行诊断。

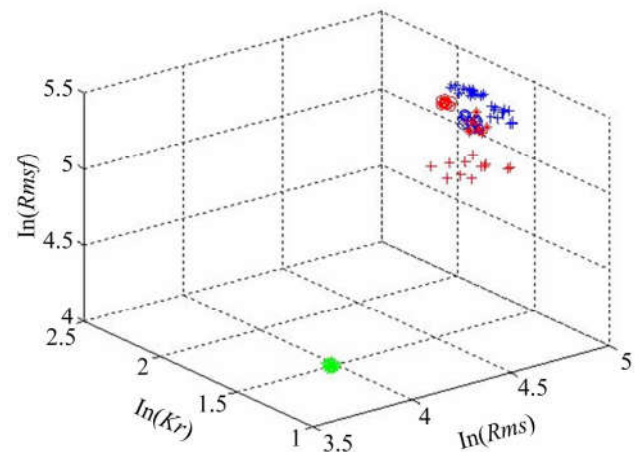


图 4 振动信号特征参数的自然对数空间分布图(图中红色“*”表示外圈裂纹、红色“o”表示内圈裂纹,红色“+”表示滚动体裂纹,蓝色“*”表示外圈点蚀,蓝色“o”表示内圈点蚀,蓝色“+”表示滚动体点蚀)

Fig. 4 Natural logarithmic spatial distribution of characteristic parameters of vibration signals

任选无缺陷轴承试验中采集的 12 组振动信号数据,以及 6 类缺陷轴承在不同工况下试验过程中分别采集到的 12 组振动信号数据(取每次采集到数据的前 2^{16} 个数据点),共 84 组数据进行计算,分别求取振动信号的时域特征参数均方根值 Rms 、峭度指数 Kr 和频域特征参数均方根频率 $Rmsf$, 然后分别以 3 个参数的自然对数作为 X , Y , Z 轴坐标,构建振动信号特征参数的自然对数的空间分布范围,如图 4 所示。

求取样本数据的空间聚类中心点 (x_0, y_0, z_0) , 即所有数据点到该中心点距离 ρ 最小的点。

$$\rho = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2 + (z_0 - z_i)^2}. \quad (5)$$

将 84 组样本数据代入式(5), 可得样本信号处理后聚类中心点 (x_0, y_0, z_0) 的坐标值, 如表 3。

表 3 振动信号聚类中心点坐标

Tab. 3 Center point coordinates of vibration signals

类别	聚类中心点坐标		
	x_0	y_0	z_0
无故障轴承	3.679	1.106	4.286
外圈裂纹	4.899	1.753	5.135
外圈点蚀	4.946	1.856	5.297
内圈裂纹	4.940	2.005	5.155
内圈点蚀	4.947	1.846	5.105
滚动体裂纹	4.788	1.629	4.956
滚动体点蚀	4.928	1.616	5.261

设各样本点到对应聚类中心点 (x_0, y_0, z_0) 的欧式距离在 X, Y, Z 方向的最大值分别为 l_1, l_2, l_3 , 则有:

$$\begin{cases} l_1 = \max |x_i - x_0| \\ l_2 = \max |y_i - y_0| \\ l_3 = \max |z_i - z_0| \end{cases} \quad (6)$$

由式(6)计算可得各样本点到对应聚类中心点 (x_0, y_0, z_0) 的欧式距离在 X, Y, Z 方向的最大值, 如表 4 所示。

表 4 欧式距离 X, Y, Z 方向最大值

Tab. 4 The maximum value of the Euclidean distance in the direction of X, Y , and Z

类别	l_1	l_2	l_3
无故障轴承	0.020	0.031	0.018
外圈裂纹	0.040	0.030	0.075
外圈点蚀	0.026	0.077	0.010
内圈裂纹	0.032	0.036	0.004
内圈点蚀	0.013	0.043	0.038
滚动体裂纹	0.114	0.109	0.012
滚动体点蚀	0.063	0.882	0.040

以 l_1, l_2, l_3 为椭球的 a, b, c 轴, 构建不同状态振动信号数据处理结果的空间分布范围如图 5 所示。振动信号可有效地将机器人轴承的故障状态与正常状态分离, 且外圈裂纹和滚动体点蚀之间有重叠, 内圈点蚀和外圈裂纹之间亦有较多重叠。

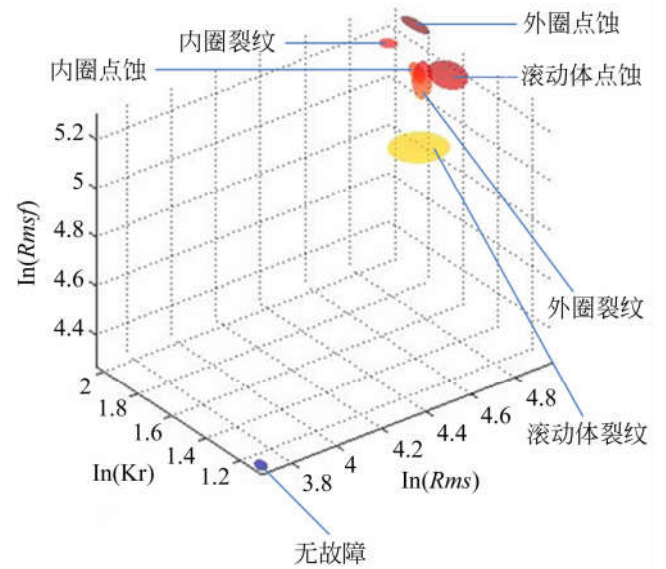


图 5 不同状态振动信号数据空间分布范围

Fig. 5 Spatial distribution range of vibration signals data in different states

根据振动数据空间分布范围, 用 MATLAB 编写检测程序, 对 84 组振动信号样本数据进行识别, 结果如表 5 所示。

表 5 基于振动信号的薄壁轴承故障诊断结果

Tab. 5 Fault diagnosis results of thin wall bearings based on vibration signals

类别	样本数	识别正确数	正确率/%
无故障轴承	12	12	100
外圈裂纹	12	9	75
外圈点蚀	12	12	100
内圈裂纹	12	12	100
内圈点蚀	12	5	41.7
滚动体裂纹	12	12	100
滚动体点蚀	12	10	83.3
合计	84	72	85.7

由表 5 可知,基于振动信号对薄壁轴承故障诊断的正确率为 85.7%;对无故障轴承和滚动体裂纹轴承的故障诊断正确率可达到 100%;但是,对于内圈点蚀轴承的故障诊断正确率较低,仅有 41.7%,考虑到轴承结构,故障信号传递路径复杂,振动传感器采集的故障信号太弱,单纯依靠振动信号不易识别。

4.2 基于声发射信号的薄壁轴承故障诊断

对同样条件下声发射传感器采集到的 84 组信号数据进行分析、处理。求取声发射信号的时域特征参数均方根值 Rms 、峭度指数 Kr 和频域特征参数均方根频率 $Rmsf$,并以 3 个参数的自然对数作为 X, Y, Z 轴坐标构建声发射信号特征参数的自然对数的空间分布范围如图 6,声发射信号处理后的聚类中心点 (x_0, y_0, z_0) 坐标值如表 6,各样本点到对应聚类中心点 (x_0, y_0, z_0) 的欧式距离在 X, Y, Z 方向的最大值如表 7,不同状态声发射信号数据处理结果的空间分布范围如图 7 所示。通过声发射信号亦可有效地将机器人轴承的故障状态与正常状态分离开来,且外圈裂纹和内圈裂纹之间有重叠,滚动体点蚀和内圈裂纹之间也有较多重叠。

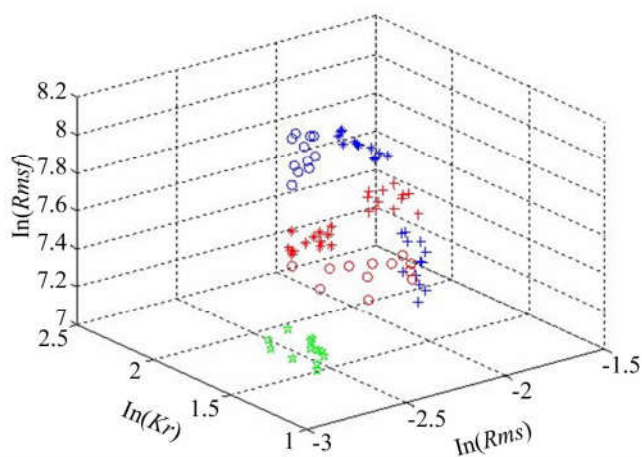


图 6 声发射信号特征参数的自然对数空间分布图 (图中红色“+”表示外圈裂纹、红色“o”表示内圈裂纹,红色“+”表示滚动体裂纹,蓝色“*”表示外圈点蚀,蓝色“o”表示内圈点蚀,蓝色“+”表示滚动体点蚀)

Fig. 6 Natural logarithmic spatial distribution of characteristic parameters of AE signals

表 6 声发射信号聚类中心点坐标

Tab. 6 Center point coordinates of AE signals

类别	聚类中心点坐标		
	x_0	y_0	z_0
无故障轴承	-2.685	1.421	7.174
外圈裂纹轴承	-2.243	1.854	7.430
外圈点蚀轴承	-2.087	1.837	7.933
内圈裂纹轴承	-2.053	1.826	7.261
内圈点蚀轴承	-2.257	1.997	7.869
滚动体裂纹轴承	-1.880	1.923	7.558
滚动体点蚀轴承	-1.813	1.833	7.240

表 7 欧式距离 X, Y, Z 方向最大值

Tab. 7 The maximum value of the Euclidean distance in the direction of $X, Y,$ and Z

类别	l_1	l_2	l_3
无故障轴承	0.092	0.194	0.112
外圈裂纹轴承	0.101	0.077	0.061
外圈点蚀轴承	0.040	0.121	0.039
内圈裂纹轴承	0.245	0.097	0.086
内圈点蚀轴承	0.103	0.080	0.152
滚动体裂纹轴承	0.092	0.097	0.078
滚动体点蚀轴承	0.029	0.094	0.118

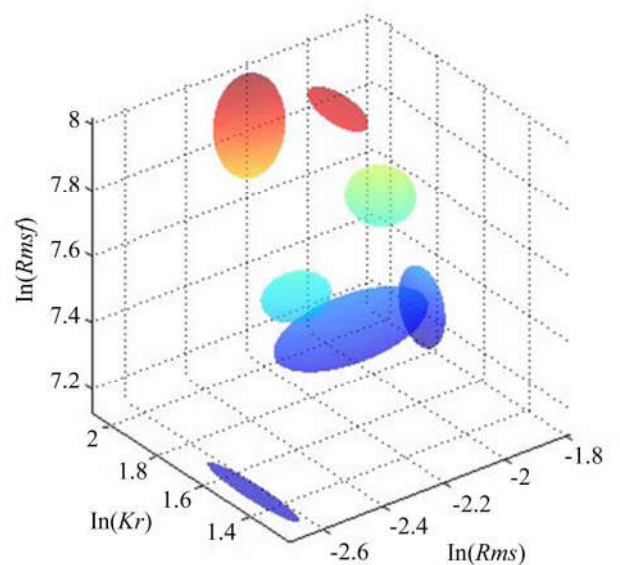


图 7 不同状态 AE 信号数据空间分布范围

Fig. 7 Spatial ellipsoid distribution range of AE signals data in different states

根据声发射信号数据的空间分布范围,用 MATLAB 编写检测程序,对 6 类缺陷轴承和 1 种无缺陷轴承的 84 组声发射信号样本数据进行识别,结果如表 8 所示。

表 8 基于声发射信号的薄壁轴承故障诊断结果

Tab. 8 Fault diagnosis results of thin wall bearings based on AE signals

类别	样本数	识别正确数	正确率/%
无故障轴承	12	12	100
外圈裂纹轴承	12	10	83.3
外圈点蚀轴承	12	12	100
内圈裂纹轴承	12	6	50
内圈点蚀轴承	12	12	100
滚动体裂纹轴承	12	12	100
滚动体点蚀轴承	12	4	33.3
合计	84	68	81.0

由表 8 可知,基于声发射信号对机器人薄壁轴承故障诊断的正确率为 81.0%,总体故障诊断的正确率比基于振动信号检测的方法降低了 4.7%;对于内圈点蚀轴承的判别率,相比振动检测方法判别率大幅提升,由 41.7% 提升到了 100%;但对于滚动体点蚀轴承的诊断率较低,仅有 33.3%。

5 信息融合的薄壁轴承故障智能诊断

5.1 神经网络选择

机器人轴承的运转状态是一个多变量的复杂非线性随机过程,轴承运转状态和被监测信号间亦呈现高度非线性关系。用于构建滚动轴承状态与信号特征向量间非线性映射关系的支持向量机、模糊聚类分析、神经网络等人工智能算法被广泛应用于滚动轴承状态监测、识别等领域^[32]。支持向量机^[33]是一种基于统计学习理论和结构风险最小原理、兼顾训练误差和泛化能力的模式识别方法,在小样本、高维数、非线性、局部极小值等模式识别和特征提取方面应用较多。模糊聚类分析^[34]是以模糊数学为理论基础,根据客观事物间的特征、亲疏程度、相似性,通过建立模糊相似关

系,依据一定的隶属度实现样本模糊状态的分类和识别,从而对客观事物进行聚类的一种分析方法,在气象预报、地质、农业、林业监测等方面应用广泛。人工神经网络^[35]是由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统,能在不同程度和层次上模仿人脑神经系统的信息处理功能,可对数据量多、特征复杂的信号提供准确度较高的自动分类能力,主要应用于信息处理和模式识别领域。

在信息融合故障诊断系统中,各个信息源提供的信息具有一定的不确定性,选取合适的融合算法是信息融合故障诊断系统的核心问题。对带有不确定性特征信息进行融合的过程实质上是一个不确定性推理过程。神经网络具有较强的容错性及自学习、自组织和自适应能力,可以模拟复杂的非线性映射,能够根据当前系统接受样本的相似性确定分类标准。神经网络的特性与其强大的非线性处理能力能够满足多传感器信息融合的技术处理要求。

用于故障诊断的神经网络主要有 RBF 神经网络、Hopfield 神经网络、SOM 神经网络等。RBF 是一种将低维度分类问题投射到高维度空间进行分类的前馈型神经网络,其训练时间短且在逼近函数上最优,可以任意精度逼近任意连续函数,也没有类似于 BP 神经网络的局部极小值问题,但是,RBF 网络中隐层转换需利用局部响应高斯函数进行的特点决定了其需要比其他网络更多的神经元^[36]。Hopfield 神经网络是一种具有循环、递归特性,结合存储和二元系统的神经网络;它保证了向局部极小的收敛,但也可能发生收敛到错误的局部极小值而非全局极小值的情况^[37]。SOM 是模仿人脑系统自组织映射的竞争神经网络,在训练和学习中无需接受导师训练,具有较强的容错性及自学习、自组织和自适应能力^[38];SOM 神经网络在训练过程中不需分类标签,就可以根据输入信号自身的特点,进行聚类并实现故障分类诊断的目的。在机械故障诊断过程中采集到一段信号时,通常很难准确判断出该信号对应的故障类型,此种情况下,采用 SOM 神经网络进行聚类诊断就能相对容易地解决这个问题。对于机器人用薄壁轴承的故障诊断,尤其是在线诊断,亦是如此,往往很难确定采集到的信号对应的故障类型,因此,采用 SOM 神经网络可以

很好地解决这个问题。鉴于此,本文采用 SOM 神经网络对机器人用薄壁轴承的故障诊断进行了初步研究,将为以后在线诊断等研究工作奠定基础。

5.2 数据预处理

信息融合过程中振动信号和声发射信号的物理意义和数据范围不尽相同,范围大的数据对分类的影响可能会偏大,范围小的数据对分类的影响可能会偏小,物理意义与数据范围不同会对 SOM 神经网络产生干扰;此外,神经网络的激活函数的值域有限,目标数据并不一定在激活函数的值域内。因此,需对振动信号和声发射信号的量纲和数据范围进行统一,即在输入神经网络之

前,将对特征数据进行归一化处理。归一化不仅可以统一物理量,将目标数据映射到激活函数值域内,避免奇异值对网络造成冲击引起不收敛的情况,还可加快网络的收敛速度。归一化公式为:

$$y = \frac{2(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1, \quad (7)$$

式中: x 为原始数据, y 为归一化后数据, y 的取值范围为 $[-1,1]$ 。

试验过程中 24 套故障轴承共采集 72 组数据,选取其中的 36 组数据与无故障轴承的任意 6 组数据,共 42 组数据,归一化处理后作为 SOM 神经网络的训练数据,如表 9 所示。

表 9 机器人轴承训练、测试样本数据

Tab.9 Training and testing sample data of bearing

类型	训练样本						测试样本					
	振动信号			声发射信号			振动信号			声发射信号		
	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>
无故障轴承	-0.978	-1.000	-0.971	-1.000	-1.000	-0.756	-1.000	-0.950	-0.972	-1.000	-0.677	-0.986
	-0.994	-0.997	-0.983	-0.981	-0.843	-0.680	-0.994	-1.000	-0.995	-0.998	-0.627	-0.932
	-1.000	-0.982	-1.000	-0.827	-0.269	-0.818	-0.983	-0.962	-1.000	-0.982	-1.000	-1.000
	-0.984	-0.998	-0.969	-0.996	-1.000	-0.777	-0.984	-0.972	-0.988	-1.000	-0.666	-0.977
	-0.990	-0.991	-0.981	-0.986	-0.885	-0.642	-0.990	-0.983	-0.996	-0.989	-0.639	-0.968
	-1.000	-0.979	-1.000	-0.833	-0.373	-0.807	-0.992	-1.000	-0.981	-0.990	-1.000	-1.000
外圈裂纹	0.775	0.219	0.414	0.000	0.570	-0.524	0.730	0.219	0.621	-0.433	0.528	-0.469
	0.733	0.023	0.553	-0.423	0.500	-0.475	0.775	0.021	0.592	0.024	0.651	-0.473
	0.872	0.233	0.715	-0.327	0.707	-0.329	0.845	0.233	0.425	-0.136	0.469	-0.474
	0.764	0.220	0.459	0.010	0.544	-0.519	0.739	0.054	0.614	-0.407	0.550	-0.470
	0.728	0.024	0.588	-0.420	0.513	-0.469	0.751	0.220	0.580	0.011	0.644	-0.469
	0.869	0.231	0.706	-0.329	0.768	-0.318	0.774	0.187	0.477	-0.109	0.599	-0.474
外圈点蚀	0.870	0.318	1.000	0.154	0.015	0.644	0.956	0.293	0.981	0.128	0.564	0.984
	0.847	0.496	0.954	0.135	-0.086	0.755	0.924	0.354	0.989	0.132	0.193	0.918
	0.868	0.669	0.991	0.154	0.616	0.846	1.000	0.487	0.971	0.112	-0.252	0.792
	0.871	0.324	1.000	0.148	0.020	0.653	0.950	0.290	0.988	0.126	0.538	0.975
	0.850	0.490	0.974	0.136	-0.077	0.767	0.927	0.377	0.984	0.135	0.192	0.912
	0.859	0.654	0.998	0.154	0.630	0.832	1.000	0.479	0.975	0.107	-0.211	0.800

(续表 9)

类型	训练样本						测试样本					
	振动信号			声发射信号			振动信号			声发射信号		
	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>	<i>Rms</i>	<i>Kr</i>	<i>Rmsf</i>
内圈裂纹	0.897	0.862	0.573	-0.423	0.500	-0.582	0.917	0.915	0.577	0.842	0.140	-0.886
	0.903	0.792	0.569	0.923	0.336	-0.891	0.952	0.961	0.571	0.200	-0.046	-0.674
	1.000	1.000	0.560	0.288	-0.064	-0.595	0.912	1.000	0.580	0.197	0.443	-0.784
	0.888	0.859	0.576	-0.399	0.490	-0.580	0.940	0.933	0.566	0.830	0.130	-0.877
	0.912	0.783	0.573	0.917	0.343	-0.889	0.950	0.959	0.578	0.333	-0.052	-0.672
	0.997	1.000	0.555	0.349	-0.071	-0.600	0.927	1.000	0.583	0.181	0.418	-0.780
内圈点蚀	0.930	0.540	0.334	0.000	1.000	0.676	0.890	0.312	0.495	-0.239	0.871	1.000
	0.925	0.301	0.532	-0.423	0.500	1.000	0.922	0.561	0.417	-0.206	1.000	0.419
	0.976	0.554	0.490	-0.327	0.707	0.193	0.932	0.303	0.387	-0.265	0.740	0.406
	0.944	0.533	0.327	0.027	0.981	0.728	0.888	0.304	0.488	-0.200	0.844	0.989
	0.927	0.317	0.544	-0.420	0.442	0.986	0.914	0.558	0.416	-0.208	1.000	0.422
	0.971	0.550	0.482	-0.319	0.737	0.209	0.937	0.311	0.342	-0.249	0.737	0.400
滚动体裂纹	0.255	-0.125	0.047	0.635	0.173	-0.032	0.734	-0.055	0.064	1.000	0.773	-0.126
	0.759	0.154	0.101	0.635	0.811	-0.378	0.246	0.117	0.114	0.500	0.617	-0.146
	0.837	0.550	0.482	-0.319	0.737	0.209	0.422	0.106	0.115	0.722	0.604	-0.110
	0.273	-0.1113	0.040	0.647	0.125	-0.012	0.752	-0.027	0.077	1.000	0.777	-0.123
	0.760	0.167	0.115	0.631	0.819	-0.362	0.240	0.110	0.121	0.542	0.641	-0.133
	0.844	-0.282	0.049	-0.386	0.764	-0.364	0.414	0.106	0.108	0.699	0.597	-0.105
滚动体点蚀	0.904	-0.208	0.981	1.000	0.176	-0.655	0.850	-0.054	1.000	0.836	0.285	-0.917
	0.895	0.029	0.717	0.827	0.117	-1.000	0.851	-0.007	0.980	0.898	0.271	-0.656
	0.939	-0.110	0.926	0.904	0.522	-0.565	0.909	-0.230	0.766	0.955	0.044	-0.626
	0.912	-0.218	0.976	0.979	0.164	-0.670	0.850	-0.054	1.000	0.836	0.285	-0.917
	0.890	0.049	0.738	0.832	0.120	-0.991	0.851	-0.007	0.980	0.898	0.271	-0.656
	0.956	-0.121	0.899	0.921	0.548	-0.574	0.909	-0.230	0.766	0.955	0.044	-0.626

5.3 SOM 神经网络结构参数设计

5.3.1 确定最佳神经元结构

SOM 神经网络的识别效果由其保持映射的能力体现,主要通过量化误差(Quantization Error, QE)和地形误差(Topographic Error, TE)对其训练效果进行评价。QE 是样本最佳匹配单

元间的平均向量误差,反映输入样本数据重现的准确度;TE 是最佳匹配神经元与次佳匹配神经元的不相邻样本占总样本的比例,反映从多维空间映射到二维空间时,多维几何图形拓扑结构的保持能力。SOM 神经网络中的竞争层神经元个数对排序结果影响最大。

为分析不同神经元个数对 SOM 神经网络识别效果的影响,依据前文试验样本数据,采用试探法,依次对不同神经网络结构进行了测试,结果如表 10 所示^[39]。

表 10 不同神经网络结构测试结果

Tab.10 Test results of different neural network structures

误差	网络结构					
	4×4	5×5	6×6	7×7	8×8	9×9
QE	0.872	0.715	0.604	0.411	0.339	0.263
TE	0.000	0.000	0.000	0.000	0.048	0.063

由表 10 可知,神经元个数越多, QE 越小,一定程度之后 TE 开始增大,网络结构为 7×7 时性能最优。因此,本文采用 7×7 网络结构。

5.3.2 确定最佳训练步数

将 42 组训练数据输入 SOM 神经网络,得到 100 步、200 步、500 步和 1 000 步训练步数时神经元对输入向量的分类效果如图 8(a),图 8(b),图 8(c),图 8(d)所示,图中色块的大小表示每个神经元包含输入向量的相对数量,色块中的数字表示每个“获胜”神经元所包含的输入向量个数。

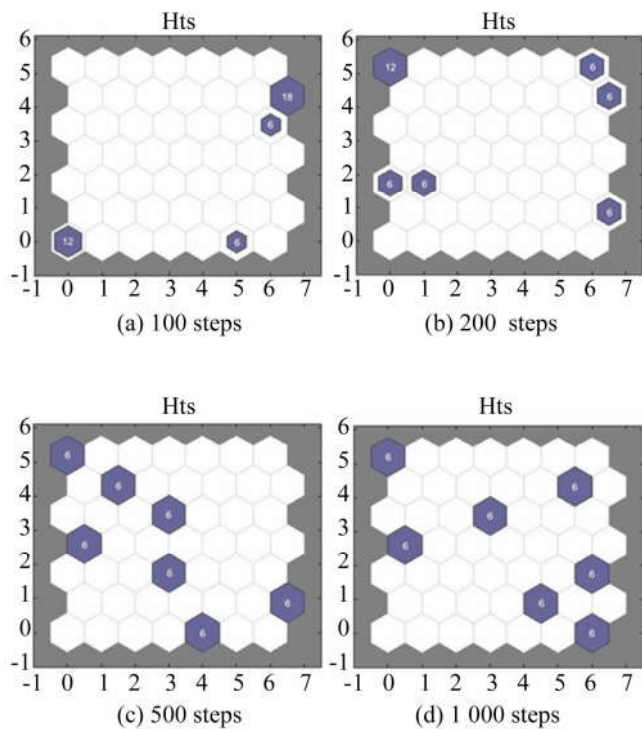


图 8 不同训练步数时神经元对输入向量的分类效果
Fig.8 Classification effect of neurons on input vectors at different training steps

由图 8 中可知,训练步数为 100 步时,SOM 神经网络仅有 4 个神经元“获胜”,42 组数据分成了 4 类,每类分别包含 18 组、12 组、6 组、6 组数据;训练步数为 200 步时,SOM 神经网络有 6 个神经元“获胜”,数据样本被分成了 6 类,每类分别包含 12 组、6 组、6 组、6 组、6 组、6 组数据;训练步数达到 500 步时,SOM 神经网络有 7 个神经元“获胜”,42 组样本数据被成功分类成了 7 种状态,每种状态分别对应 6 组数据;训练步数为 1 000 步时,分类效果和 500 步时相同。所以,训练步数达到 500 步时已达最佳训练效果。

5.4 神经网络训练

选择优胜邻域函数为 Gauss 函数,网络初始权值在(0,1)之间随机选取,初始学习率为 0.1,最小学习率为 0.01,最佳迭代次数为 500,对建立的网络结构为 7×7 的 SOM 神经网络模型进行训练。训练 500 步时权值不再改变,训练 500 步的权值向量分布如图 9 所示。

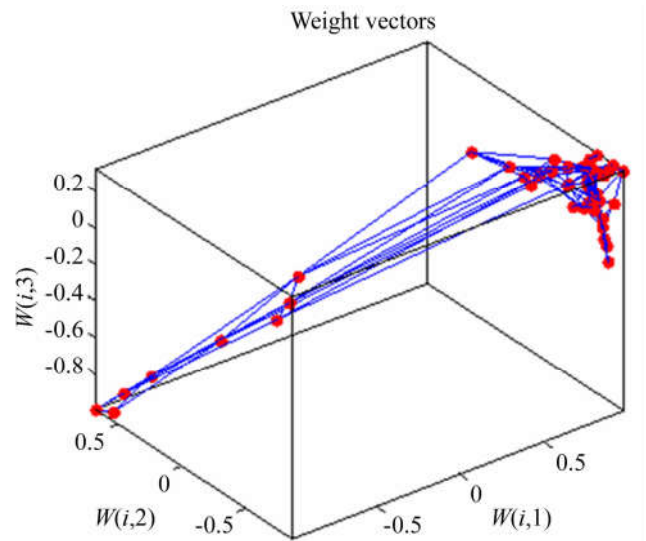


图 9 训练 500 步的权值向量分布
Fig.9 Weight vector distribution in training 500 steps

图 10 为训练后神经元之间的欧式距离,颜色越深距离越远,“获胜”的概率越小;周围神经元之间颜色越浅,欧式距离越近的神经元“获胜”的概率越大。获胜神经元的连接权重代表状态的聚类中心,之后每当输入一个检测样本,网络将自动与先前分类的样本匹配。

图 11 为 SOM 神经网络对训练后的数据分类情况,42 组训练样本数据被分成 7 类,每 1 类包含 3 个输入向量,每层神经元按照由左至右,由

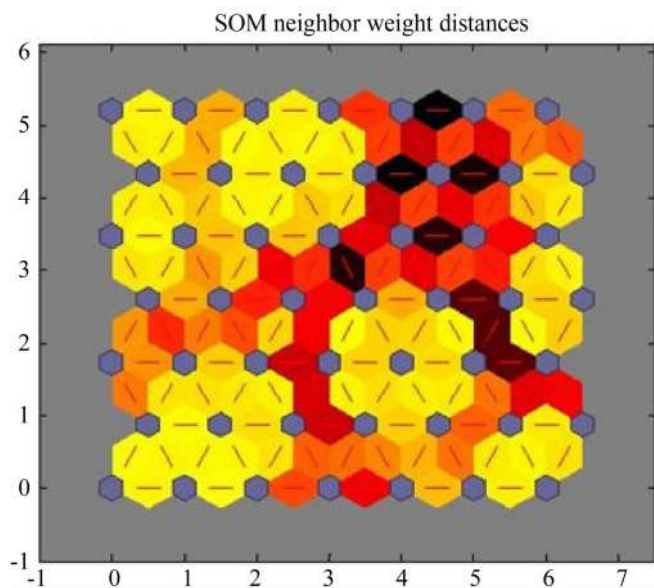


图 10 训练后神经元间欧式距离

Fig. 10 Euclidean distance between neurons after training

下层依次至上层的规则对所有神经元逐一、顺序编号。神经元 7, 9, 19, 28, 29, 38, 43 被激活, 分别对应: 正常、外圈裂纹、外圈点蚀、内圈裂纹、内圈点蚀、滚动体裂纹、滚动体点蚀。

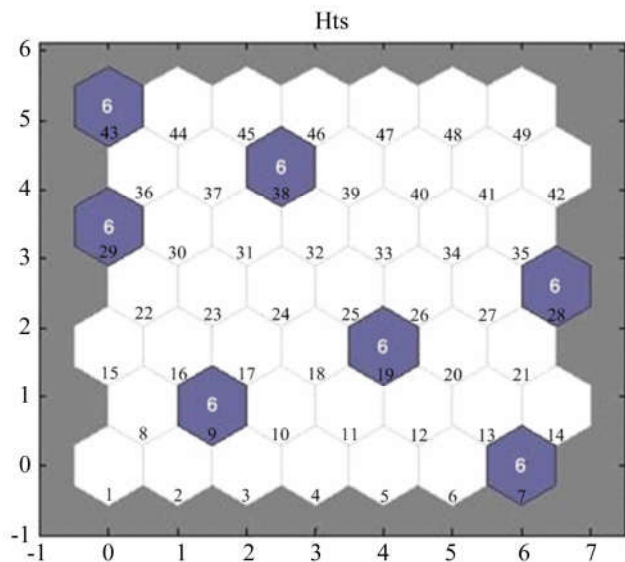


图 11 SOM 神经网络对训练后数据分类情况

Fig. 11 Classification of data after training by SOM

5.5 薄壁轴承故障智能诊断

将剩余的 36 组故障轴承数据和 6 组无故障轴承数据归一化后, 作为测试样本数据(如表 8 所示), 输入神经网络后, 只要检测样本激活获胜神经元并进入其邻域, 就可以判断出样本状态是相应的状态类型, 将 7 个获胜神经元对应的机器人

表 11 基于信息融合的薄壁轴承故障智能诊断结果

Tab. 11 Result of intelligent fault diagnosis of thin wall bearing based on information fusion

类别	样本数	识别数	正确率/%
无故障轴承	6	6	100
外圈裂纹轴承	6	6	100
外圈点蚀轴承	6	6	100
内圈裂纹轴承	6	5	83.3
内圈点蚀轴承	6	5	83.3
滚动体裂纹轴承	6	6	100
滚动体点蚀轴承	6	6	100
合计	42	40	95.2

轴承状态编号, 7 为正常, 9 为外圈裂纹、19 为外圈点蚀、28 为内圈裂纹、29 为内圈点蚀、38 为滚动体裂纹、43 为滚动体点蚀。使用表 9 中测试样本数据对 SOM 神经网络的识别效果进行检验, 数据模型为 42×6 , 输入已训练完成的 SOM 神经网络, 将测试结果与人工检测进行对比, 得到 SOM 神经网络信息融合检测的正确率, 如表 11 所示。

由检测结果可知, 采用 SOM 神经网络与信息融合技术, 对机器人轴承故障智能诊断的正确率为 95.2%。将试验数据输入结构为 4-9-1 的 3 层 BP 神经网络, 可得其对机器人轴承故障智能诊断的正确率为 93.5%。采用 SOM 神经网络与信息融合技术, 比单用振动信号和声发射信号进行故障诊断的正确率分别提高了 9.5% 和 14.2%, 比采用 BP 神经网络信息融合技术进行故障诊断的正确率高 1.7%。

6 结 论

本文研究了信息融合技术在机器人薄壁轴承故障智能诊断中的应用问题。采用滚动轴承试验台、试验轴承、振动及声发射传感器、信号放大器和数据采集分析处理装置, 共同搭建了机器人薄壁轴承试验与多信息数据采集系统。采用 SOM 神经网络, 将振动信号和声发射信号的特征信息进行融合, 构建了 7×7 结构的 SOM 神经网络模型并对其进行训练, 之后对机器人薄壁轴承测试

样本数据进行了故障智能诊断。结果表明采用SOM神经网络进行信息融合对测试样本中全部机器人薄壁轴承故障智能诊断的正确率为95.2%,比单用振动和声发射信号的诊断正确率

分别提高了9.5%和14.2%,比采用BP神经网络进行信息融合的诊断正确率高1.7%。采用信息融合方法比采用单一传感器进行故障诊断的正确率高。

参考文献:

- [1] 王田苗,陶永.我国工业机器人技术现状与产业化发展战略[J].机械工程学报,2014,50(9):1-13.
WANG T M, TAO Y. Research status and industrialization development strategy of Chinese industrial robot[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(9): 1-13. (in Chinese)
- [2] HE Q B, WANG J, HU F, *et al.*. Wayside acoustic diagnosis of defective train bearings based on signal resampling and information enhancement [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2013, 332(21): 5635-5649.
- [3] 邱明,郑昊天,陈龙,等.机器人用薄壁角接触球轴承动态特性分析[J].机械设计与制造,2017(9):250-253.
QIU M, ZHENG H T, CHEN L, *et al.*. Analysis on dynamic characteristics of thin-section angular contact ball bearings for robots[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2017(9): 250-253. (in Chinese)
- [4] 姚德臣,杨建伟,程晓卿,等.基于多尺度本征模态排列熵和SA-SVM的轴承故障诊断研究[J].机械工程学报,2018,54(9):168-176.
YAO D CH, YANG J W, CHENG X Q, *et al.*. Railway rolling bearing fault diagnosis based on multi-scale IMF permutation entropy and SA-SVM classifier [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(9): 168-176. (in Chinese)
- [5] 项巍巍,蔡改改,樊薇,等.基于双调Q小波变换的瞬态成分提取及轴承故障诊断应用研究[J].振动与冲击,2015,34(10):34-39.
XIANG W W, CAI G G, FAN W, *et al.*. Transient feature extraction based on double-TQWT and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(10): 34-39. (in Chinese)
- [6] 李华,刘韬,伍星,等.基于SVD和熵优化频带熵的滚动轴承故障诊断研究[J].振动工程学报,2018,31(2):358-364.
LI H, LIU T, WU X, *et al.*. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on SVD and optimized frequency band entropy by entropy[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2018, 31(2): 358-364. (in Chinese)
- [7] 祝小彦,王永杰.基于MOMEDA与Teager能量算子的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2018,37(6):104-110,123.
ZHU X Y, WANG Y J. Fault diagnosis of rolling bearings based on the MOMEDA and Teager energy operator [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(6): 104-110, 123. (in Chinese)
- [8] 陈向民,张元,晋风华,等.基于时变零相位滤波的变转速滚动轴承故障诊断[J].中国机械工程,2018,29(2):177-185.
CHEN X M, ZHANG K, JIN F H, *et al.*. Fault diagnosis method for rolling bearings under variable rotate speed based on time-varying zero-phase filter [J]. *China Mechanical Engineering*, 2018, 29(2): 177-185. (in Chinese)
- [9] 陈保家,汪新波,严文超,等.采用品质因子优化和子带重构的共振稀疏分解滚动轴承故障诊断方法[J].西安交通大学学报,2018,52(4):70-76,89.
CHEN B J, WANG X B, YAN W CH, *et al.*. A RSSD fault diagnosis method for rolling bearings based on optimization of quality factors and reconstruction of sub-bands[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2018, 52(4): 70-76, 89. (in Chinese)
- [10] 余建波,吕靖香,程辉,等.基于ITD和改进形态滤波的滚动轴承故障诊断[J].北京航空航天大学学报,2018,44(2):241-249.
YU J B, LÜ J X, CHENG H, *et al.*. Fault diagnosis for rolling bearing based on ITD and improved morphological filter[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, 44(2): 241-249. (in Chinese)
- [11] 刘东东,程卫东,温伟刚,等.基于包络解调滤波的滚动轴承复合故障诊断[J].中南大学学报:自然科学版,2018,49(4):881-887.
LIU D D, CHENG W D, WEN W G, *et al.*. Rolling bearing multi-fault diagnosis based on en-

- velope demodulation filter algorithm[J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2018, 49(4): 881-887. (in Chinese)
- [12] 刘东东, 程卫东, 万广通. 基于故障特征趋势线模板的滚动轴承故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(9): 83-91.
LIU D D, CHENG W D, WAN G T. Bearing fault diagnosis based on fault characteristic trend template[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(9): 83-91. (in Chinese)
- [13] 郑小霞, 周国旺, 任浩翰, 等. 基于变分模态分解和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(22): 22-28.
ZHENG X X, ZHOU G W, REN H H, *et al.*. A rolling bearing fault diagnosis method based on variational mode decomposition and permutation entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(22): 22-28. (in Chinese)
- [14] 马萍, 张宏立, 范文慧. 基于局部与全局结构保持算法的滚动轴承故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(2): 20-25.
MA P, ZHANG H L, FAN W H. Fault diagnosis of rolling bearings based on local and global preserving embedding algorithm[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(2): 20-25. (in Chinese)
- [15] 鄢小安, 贾民平. 基于改进奇异谱分解的形态学解调方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(7): 104-112.
YAN X A, JIA M P. Morphological demodulation method based on improved singular spectrum decomposition and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(7): 104-112. (in Chinese)
- [16] 赵德尊, 李建勇, 程卫东, 等. 变转速下基于广义解调算法的滚动轴承故障诊断[J]. *振动工程学报*, 2017, 30(5): 865-873.
ZHAO D Z, LI J Y, CHENG W D, *et al.*. Rolling element bearing fault diagnosis based on generalized demodulation algorithm under variable rotational speed[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2017, 30(5): 865-873. (in Chinese)
- [17] 李宏坤, 杨蕊, 任远杰, 等. 利用粒子滤波与谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(3): 63-72.
LI H K, YANG R, REN Y J, *et al.*. Rolling element bearing diagnosis using particle filter and kurtogram[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(3): 63-72. (in Chinese)
- [18] 刘文朋, 刘永强, 杨绍普, 等. 基于典型谱相关峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(8): 87-92.
LIU W P, LIU Y Q, YANG S H P, *et al.*. Fault diagnosis of rolling bearing based on typical correlated kurtogram[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(8): 87-92. (in Chinese)
- [19] 刘晓东, 刘朦月, 陈寅生, 等. EEMD-PE 与 M-RVM 相结合的轴承故障诊断方法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2017, 49(9): 122-128.
LIU X D, LIU M Y, CHEN Y S H, *et al.*. Rolling bearing fault diagnosis based on EEMD-PE coupled with M-RVM[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2017, 49(9): 122-128. (in Chinese)
- [20] 陶洁, 刘义伦, 杨大炼, 等. 基于细菌觅食决策和深度置信网络的滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(23): 68-74.
TAO J, LIU Y L, YANG D L, *et al.*. Rolling bearing fault diagnosis based on bacterial foraging algorithm and deep belief network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(23): 68-74. (in Chinese)
- [21] 廖传军, 李学军, 刘德顺. 小波再分配尺度谱在声发射信号特征提取中的应用[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(2): 273-279.
LIAO CH J, LI X J, LIU D S. Application of re-assigned wavelet scalogram in feature extraction based on acoustic emission signal[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(2): 273-279. (in Chinese)
- [22] 郝如江, 卢文秀, 褚福磊. 形态滤波在滚动轴承故障声发射信号处理中的应用[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2008, 48(5): 812-815.
HAO R J, LU W X, CHU F L. Morphology filters for analyzing roller bearing fault using acoustic emission signal processing[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2008, 48(5): 812-815. (in Chinese)
- [23] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(11): 106-111, 153.
HU A J, MA W L, TANG G J. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criteri-

- on[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(11): 106-111, 153. (in Chinese)
- [24] 蔡艳平, 李艾华, 石林锁, 等. 基于 EMD 与谱峭度的滚动轴承故障检测改进包络谱分析[J]. *振动与冲击*, 2011, 30(2): 167-172, 191.
CAI Y P, LI A H, SHI L S, *et al.*. Roller bearing fault detection using improved envelope spectrum analysis based on EMD and spectrum kurtosis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2011, 30(2): 167-172, 191. (in Chinese)
- [25] 梁泽明, 姜洪权, 周秉直, 等. 多参数相似性信息融合的剩余寿命预测[J]. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(4): 813-819.
LIANG Z M, JIANG H Q, ZHOU B ZH, *et al.*. Multi-variable similarity-based information fusion method for remaining useful life prediction [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24(4): 813-819. (in Chinese)
- [26] 张袅娜, 郭孔辉, 丁海涛. 基于多源信息融合的行驶工况识别及其在整车转矩分配中的应用[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(24): 135-143.
ZHANG N N, GUO K H, DING H T. Driving cycle recognition algorithm based on multi-source information fusion and application in vehicle torque distribution[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(24): 135-143. (in Chinese)
- [27] 张明, 江志农. 基于多源信息融合的往复式压缩机故障诊断方法[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(23): 46-52.
ZHANG M, JIANG ZH N. Reciprocating compressor fault diagnosis technology based on multi-source information fusion[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(23): 46-52. (in Chinese)
- [28] 俞昆, 谭继文, 李善. 基于多传感器信息融合的滚动轴承故障诊断研究[J]. *仪表技术与传感器*, 2016(7): 97-102, 107.
YU K, TAN J W, LI SH. Rolling bearing fault diagnosis research based on multi-sensor information fusion[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2016(7): 97-102, 107. (in Chinese)
- [29] 李荣远, 张国银, 王海瑞, 等. 基于 GA-BP 神经网络的多传感器轴承故障诊断[J]. *化工自动化及仪表*, 2017, 44(10): 916-920, 972.
LI R Y, ZHANG G Y, WANG H R, *et al.*. Research on multi-sensor bearing fault diagnosis based on GA-BP neural network[J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2017, 44(10): 916-920, 972. (in Chinese)
- [30] GB/T 24607-2009, 滚动轴承寿命与可靠性试验评定[S]. 洛阳: 洛阳轴承研究所, 2010.
GB/T 24607-2009, Rolling Bearings-Test and Assessment for Life and Reliability [S]. Luoyang: Luoyang Bearing Science And Technology Co., Ltd, 2010. (in Chinese)
- [31] 孙占龙. 基于共振稀疏分解的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
SUN ZH L. *Study on fault diagnosis of rolling element bearings based on resonance-based sparse decomposition* [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017. (in Chinese)
- [32] 徐彦伟, 陈立海, 袁子皓, 等. 基于信息融合的刀具磨损状态智能识别[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(21): 257-264.
XU Y W, CHEN L H, YUAN Z H, *et al.*. Intelligent recognition of tool wear conditions based on the information fusion[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(21): 257-264. (in Chinese)
- [33] 钱士才, 孙宇昕, 熊振华. 基于支持向量机的颤振在线智能检测[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(20): 1-8.
QIAN SH C, SUN Y X, XIONG ZH H. Support vector machine based online intelligent chatter detection [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(20): 1-8. (in Chinese)
- [34] 陈东宁, 张运东, 姚成玉, 等. 基于 FVMD 多尺度排列熵和 GK 模糊聚类的故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(14): 16-27.
CHEN D N, ZHANG Y D, YAO CH Y, *et al.*. Fault diagnosis based on FVMD multi-scale permutation entropy and GK fuzzy clustering [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(14): 16-27. (in Chinese)
- [35] 吴爱国, 刘海亭, 董娜. 机械臂神经网络非奇异快速终端滑模控制[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(2): 395-404, 240.
WU A G, LIU H T, DONG N. Nonsingular fast terminal sliding mode control of robotic manipulators based on neural networks[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(2): 395-404, 240. (in Chinese)
- [36] 张永志, 董俊慧. 基于模糊 C 均值聚类的模糊 RBF 神经网络预测焊接接头力学性能建模[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(12): 58-64.

- ZHANG Y ZH, DONG J H. Modeling fuzzy RBF neural network to predict of mechanical properties of welding joints based on fuzzy C-means cluster [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(12): 58-64. (in Chinese)
- [37] 高炜欣, 汤楠, 李琳, 等. 基于多层 Hopfield 神经网络的 X 射线焊缝气泡检测[J]. *机械工程学报*, 2007, 43(4): 193-197.
- GAO W X, TANG N, LI L, *et al.*. New algorithm for detecting air bubbles in steel pipe welding of X-ray based on hopfield neural network [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2007, 43(4): 193-197. (in Chinese)
- [38] 蔡润, 武震, 云欢, 等. 基于 BP 和 SOM 神经网络相结合的地震预测研究[J]. *四川大学学报(自然科学版)*, 2018, 55(2): 307-315.
- CAI R, WU ZH, YUN H, *et al.*. Research on earthquake prediction based on BP and SOM neural network[J]. *Journal of Sichuan University(Natural Science Edition)*, 2018, 55(2): 307-315. (in Chinese)
- [39] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2013.
- WANG X CH, SHI F, YU L, *et al.*. *43 Cases Analysis of MATLAB Neural Network* [M]. Beijing: Beihang University Press, 2013. (in Chinese)

作者简介:



徐彦伟(1978—),男,河南洛阳,博士,副教授,中国仪器仪表学会精密机械分会第七届理事,2006年于河南科技大学获得硕士学位,2010年于天津大学获得博士学位,主要从事制造装备精度设计与检测方面的研究。E-mail: xuyanweiluoyang@163.com