

用于转子故障诊断的改进小波聚类算法^{*}

左红艳^{1,2}, 刘晓波^{1,2}, 洪连环^{1,2}

(1. 南京航空航天大学机电学院 南京, 210016) (2. 南昌航空大学航空制造工程学院 南昌, 330063)

摘要 为了快速准确地实现转子故障的模式识别与分类,提出了改进小波聚类方法。首先,从转子振动信号中提取峭度指标、功率谱重心和小波能谱熵三个特征向量;其次,量化特征空间,提取显著网格单元信息;然后,对显著网格单元内数据信息进行小波变换实现去噪处理;最后,应用广度优先搜索方法实现聚类。在改进小波聚类过程中,信息储存表的建立降低了空间复杂度,并使得原始数据与聚类结果建立了映射关系。应用广度优先原则搜索相邻的显著网格单元实现聚类,降低了聚类算法的复杂度。实验验证与比较说明,改进小波聚类算法能够扩展到多维数据空间,并且降低了多维数据空间的算法复杂度,提高了转子故障诊断的效率和正确率。

关键词 转子; 故障诊断; 小波聚类; 特征提取; 广度优先搜索

中图分类号 TH113.2; U226.8

引言

在旋转机械中,转子系统是其核心部件,它的正常与否关系到整台设备的运行状态,因此对转子系统进行状态监测和故障诊断能够提高生产效率、避免重大事故发生,对现代工业的发展具有重大的意义^[1]。

转子故障诊断的关键环节是模式识别^[2],就是应用数学方法对蕴含相关故障信息的数据模式进行自动处理和判别,从而提取出有效诊断规则,对故障数据进行智能分类。当前应用于机械故障诊断的逻辑推理分类方法主要有神经网络、支持向量机、贝叶斯分类、遗传算法和决策树等^[3-6],但这些方法都是有监督的学习方式,要通过训练样本的训练学习才能有效地处理未来要分类的数据。无监督学习的聚类分析是机器学习领域中的另一个重要分支,它通过某种相似性度量,对输入样本进行分类^[7]。聚类算法有基于划分、层次、密度和网格方法。基于划分、层次和密度的聚类方法,通过判断数据点之间的相似性,判断数据点集是否属于同一聚类,因此其时间复杂度较大,聚类过程效率低。

基于网格的聚类方法把对象空间量化为有限数目的单元,形成一个网格结构,所有的聚类操作都在这个网格结构上进行。这种方法的主要优点是它的

处理速度很快,其处理时间独立于数据对象的数目,只与量化空间中的网格单元数目有关,并且能够得到任意形状的聚类^[7]。小波聚类算法是基于网格聚类的典型算法^[8-9],它将信号处理技术中的小波变换和数据挖掘中的网格聚类算法有机结合形成的一种基于网格和密度的联合算法,因此小波聚类方法具有网格聚类的优点,如无监督指导聚类、运行速度快、能有效处理大数据集、能发现任意形状的簇等。由于小波变换技术的融入,小波聚类方法能够对数据进行有效去噪,使聚类结果不受噪声影响,并且能够在不同的尺度空间上发现聚类。

小波聚类算法因上述优点,在图像处理,模式识别等低维数据空间领域应用比较广泛^[10-11]。但在高维数据空间中,由于量化后的网格单元个数较多,当维数越高,网格单元的个数越大,导致网格数远远大于数据量,使量化后的高维空间中含有大量的空单元。传统的小波聚类算法,直接在高维量化空间中实施小波变化及聚类,使得算法复杂度提高,会影响算法的效率。因此,笔者提出创建显著网格单元信息存储表的方法,使后续操作只利用信息存储表的信息,完成后续的小波变换及聚类。

网格聚类的过程是将相邻的显著网格单元连通的过程。传统的小波聚类算法是在二维特征空间中,采用 4 连通和 8 连通的相连定义将显著网格单元连通识别为同类^[12]。这两种定义都有很大的缺

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51365040);江西省自然科学基金资助项目(20151BAB206060)
收稿日期:2016-04-22;修回日期:2016-06-14

陷,在 4 连通相连定义的聚类原则中,不容易区分线条型的聚类,容易把线条型的聚类分为两类或多类,而采用 8 连通相连定义的聚类原则中,过大的距离来衡量网格单元之间相似度会使聚类的划分不精确。笔者应用广度优先原则^[13]在高维数据空间中搜索相邻的显著网格单元实现聚类。

通过建立显著网格单元信息存储表及采用广度优先搜索原则对小波聚类方法作了改进,把改进的小波聚类方法扩展应用到高维数据空间,对转子实现故障诊断。

1 改进小波聚类算法

1.1 改进小波聚类算法的基本定义

定义 1 数据空间^[14]

$D = D_1, D_2, \dots, D_d$ 为有限规则集,假设 D_i 维的区间为 $[l_i, h_i], i = 1, 2, \dots, d$, 则 $S = [l_1, h_1] \times [l_2, h_2] \times \dots [l_d, h_d]$ 就是一个 d 维数据空间。

定义 2 数据点集

输入数据点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是个长度为 n , 维数为 d 的点集合。其中 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}\}, 1 \leq i \leq n, d$ 为数据点的维数,数据长度为 n 的点集 X 表示为

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1d} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nd} \end{bmatrix} \quad (1)$$

定义 3 量化值 k

数据点集 X 的 D_i 维的数据分布范围为 $[l_i, h_i]$, 将 D_i 维均匀等划分为步长为 s_i 的 k 等份, k 为量化值,步长 s_i 为

$$s_i = \frac{h_i - l_i}{k} \quad (2)$$

其中: l_i 为数据点集在 D_i 维上的最小值; h_i 为数据点集在 D_i 维上的最大值; $1 \leq i \leq d$ 。

定义 4 网格单元

将 d 维数据空间的每一维划分成 k 个长度相等且不相交的左闭右开区间,从而将整个数据空间划分成 k^d 个不相交且大小相等的矩形单元,任一网格单元 U_i 的区间范围为

$$U_i = [l_1 + (i-1)s_1, l_1 + i \times s_1][l_2 + (j-1)s_2, l_2 + js_2] \times \dots \times [l_d + (m-1)s_d, l_d + ms_d] \quad (3)$$

定义 5 网格单元位置标签

每一个网格单元用位置标签标识其位置,任意网格单元 U_i 的位置标签是 $[i, j, \dots, m], i$ 表示 D_1

维的第 i 区间, j 表示 D_2 维的第 j 区间, m 表示 D_d 维上的第 m 区间相交形成的网格单元。

定义 6 显著网格单元

网格单元密度是指落入网格单元 U_i 中的数据点的数量,用 $D_m(U_i)$ 表示网格单元密度, W 为密度阈值。当 $D_m(U_i) > W$ 时,称 U_i 为显著网格单元。

1.2 改进小波聚类过程

小波聚类分析的基本思想是对原始待分析的数据集先量化到特征空间中,在特征空间中实施小波变换,在小波变换后的特征空间内寻找连接在一起的部分,即为聚类,并为每个聚类添加标签,然后通过算法提供的映射表确定原始数据集中各数据点所属的聚类。传统的小波聚类算法,小波变换及聚类操作,是直接在量化的特征空间中进行,对于高维数据空间,量化空间中的网格个数为 k^d 个,当维数 d 越高,网格单元的个数越大,导致网格数远远大于数据量,使量化后的高维空间中含有大量的空网格单元,如果后续步骤直接在高维量化空间中对显著网格单元实施小波变化及聚类,使得算法复杂度提高,会影响算法的效率。在改进的小波聚类算法中,通过建立显著网格单元信息存储表,彻底消除非空网格单元的影响,使后续操作只利用信息存储表的信息,完成后续的操作。

改进小波聚类方法的故障诊断模型如图 1 所示。

改进小波聚类的步骤如下。

1) 输入特征向量数据集 X , 量化值 k , 及密度阈值 W 。量化值 k , 密度阈值 W 先根据经验获得,然后根据聚类结果精度是否满足,再作调整。

2) 量化特征空间,存储网格单元数据信息。将 d 维数据空间的每一维划分成 k 个长度相等且不相交的左闭右开区间,从而将整个数据空间划分成 k^d 个不相交且大小相等的网格单元;根据每一网格单元的区间范围,判断属于此网格单元内的数据点集并存储,直到全部网格单元搜索判断存储数据点集完成。

3) 统计每个网格单元中的数据点数,当网格单元密度 $D_m(U_i)$ 大于密度阈值 W 时,此网格单元为显著网格单元,提取显著网格单元内数据及显著网格单元的位置标签存储于信息表。

4) 在显著网格单元内实施小波变换,小波变换系数存储于信息表。

5) 应用广度优先搜索原则,在小波变换后的特

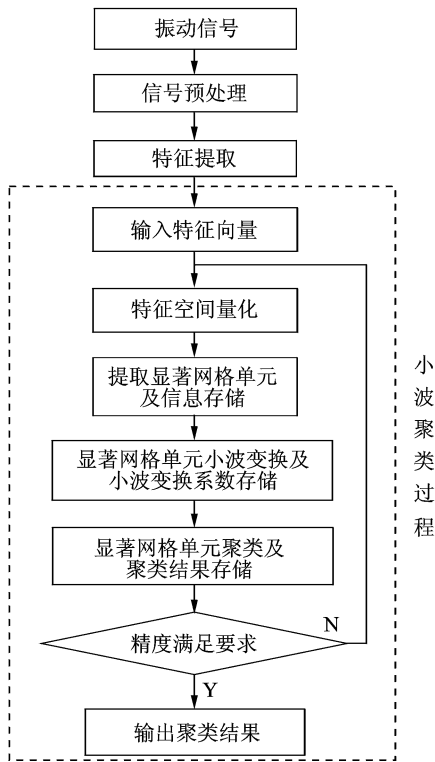


图1 改进小波聚类方法的故障诊断流程图

Fig.1 Flow chart of fault diagnosis based on improved wave cluster

征空间中连通相邻显著网格单元实现聚类。聚类标识存储于信息表。

6) 输出聚类结果图,用色彩区分不同的聚类。

7) 根据信息存储表,比对数据,判断聚类标识1,2,...,n,分别属于哪类故障,并标识故障类型。

1.3 改进小波聚类的算法

1) 量化特征空间

本研究是通过 Matlab 软件的胞元数组实现量化特征空间,并存储量化网格单元内的数据。胞元空间中的每一个胞元对应着特征空间中的每一个网格单元,胞元内储存的是网格单元内的数据点;胞元的索引对应着特征空间内网格单元的位置标签。这样就将网格结构转换到胞元空间。通过建立胞元数组的方法,将小波聚类算法扩展到多维数据空间。图2所示为三维特征空间的量化网格单元的算法流程。通过 Matlab 软件,建立了三维胞元数组 C。

2) 建立信息存储表

信息存储表是在 Matlab 软件平台上建立的。首先,统计胞元数组 C 内每个胞元的数据存储点数,如果胞元的存储数据点大于阈值 W 时,判定此胞元为显著网格单元;然后,提取此胞元内的数据及

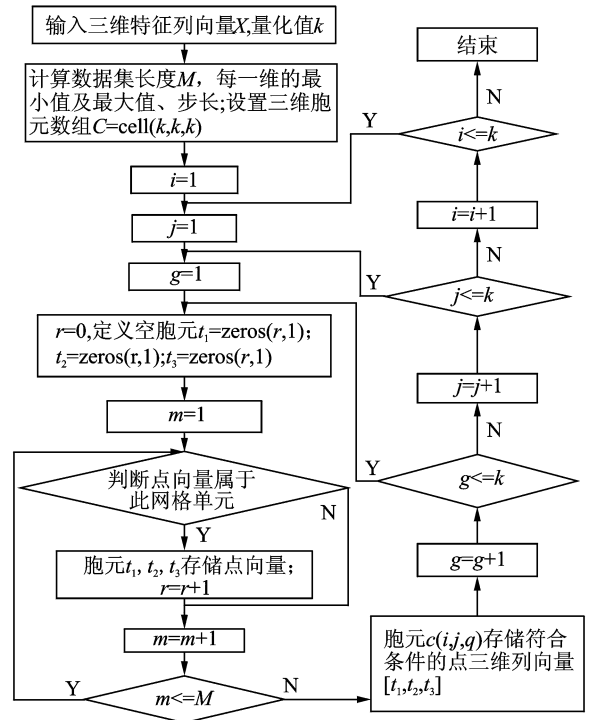


图2 量化特征空间的流程图

Fig.2 Flow chart of quantization feature space

其位置标签存储到新建胞元数组 CT 中。CT 信息存储表的结构如表1所示,第1列存储显著网格单元的数据信息;第2列存储显著网格单元位置标签;信息存储表建立后,在后续步骤中,从信息存储表中提取显著网格单元内数据信息,对其进行小波变换,小波变换系数存储于信息存储表的第3列;聚类结果的标识存储于信息存储表的第4列。信息存储表的建立,使得原始数据与所属聚类建立了映射关系。

表1 显著网格单元信息储存结构

Tab.1 Information storage structure of significant grid cell

显著网格单元内数据	显著网格单元位置标签	小波变换系数	网格聚类标识
点集 X_1	i_1, j_1, k_1	点集 X_1'	1
点集 X_2	i_2, j_2, k_2	点集 X_2'	2
⋮	⋮	⋮	⋮
点集 X_n	i_n, j_n, k_n	点集 X_n'	1

3) 广度优先原则搜索聚类

聚类是将相邻的显著网格单元连通的过程。网格单元连通的定义会对小波聚类的效果产生影响。在改进小波聚类算法中,应用了广度优先原则^[13]搜索相邻的显著网格单元并聚类。连通的规则是以两个网格之间的欧式距离作为相似度来判断是否属于相邻网格单元。把每个网格单元看作一个数据点,其位置标签是标识其位置的数据值,利用显著网格

的位置标签的数值,生成距离矩阵,作为广度优先搜索的节点;然后设置广度优先搜索的相似度值,利用广度优先搜索符合条件的显著网格单元,从而实现连通相邻显著网格单元,实现聚类。应用广度优先搜索原则,连通相邻显著网格单元的聚类方法如下。

1) 提取信息存储表内显著网格的位置标签信息,应用欧几里德距离公式(4),构造距离矩阵。生成的距离矩阵是广度优先搜索算法的数据节点。对于任意的两个网格空间中网格单元 U_i 和 U_j , 则网格单元 U_i 和 U_j 间的欧几里德距离如式(4)所示

$$D_{int}(U_i, U_j) = \|x_i, x_j\|^2 = \sqrt{\sum_{k=1}^d |x_{ik} - x_{jk}|^2} \quad (4)$$

其中: x_i 为 U_i 网格单元的位置标签; x_j 为 U_j 网格单元的位置标签; x_{ik} 为 U_i 网格单元第 k 维上的位置标识, $1 \leq k \leq d$; x_{jk} 为 U_j 网格单元第 k 维上的位置标识, $1 \leq k \leq d$ 。

2) 应用广度优先算法搜索距离矩阵的数据节点。节点的扩展规则是,节点的相似度小于等于相邻网格中心之间的欧几里德距离为同一类,遍历搜索所有的节点,符合扩展规则的归为一聚类,直到找出所有的聚类。

3) 根据聚类结果,在信息存储表的第4列,给每个显著网格单元标识其所属的聚类,如表1第4列所示。

2 信号特征提取

转子的典型故障是转子不平衡、转子不对中、碰摩等。由于转子的故障不同,在时域、频域、时频域的表现特征也不同。本研究分别从时域、频域及时频域提取了峭度、频率重心及小波能量谱特征值作为振动的特征向量。

1) 峭度指标

峭度指标是无量纲参数,由于它与轴承转速、尺寸、载荷等无关,对于机器的运行状态、故障和缺陷等足够敏感且对大幅值冲击信号特别敏感,特别适用于表面损伤类故障、尤其是早期故障的诊断^[15]。因此选择了峭度指标作为振动信号中一个特征向量。

峭度(Kurtosis) Z_1 的离散化计算公式为

$$Z_1 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (x(i) - \bar{x})^4}{\delta^4} \quad (5)$$

其中: $x(i)$ 为瞬时振幅; \bar{x} 为振幅均值; N 为采样长度; δ 为标准差。

2) 功率谱重心

功率谱重心反映了转子振动能量在频域上的分布状态及能量分布的集中程度,它反映了转子在不同工作状态下的功率谱曲线重心的迁移情况,它是在功率谱的基础上进一步计算其物理重心^[16]。转子在不同故障状态下,其功率谱重心会向低频或高频移动,因此可以用功率谱重心反映出转子的不同工作状态。功率谱重心的计算过程如下。

首先计算离散信号 $\{x(t)\}$ 功率谱 $L(f)$

$$L(f) = \frac{1}{N} X(f)^2 \quad (6)$$

其中: $X(f)$ 为离散信号 $\{x(t)\}$ 进行傅里叶变换后,得到的离散傅里叶谱密度; $L(f)$ 为离散信号 $\{x(t)\}$ 在频率 f 时的功率谱。

计算功率谱重心 Z_2

$$Z_2 = \frac{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}+1} L(f_i) f_i}{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}+1} L(f_i)} \quad (7)$$

其中: f_i 为归一化频率值; $L(f_i)$ 为 f_i 的功率谱; N 为样本长度。

由于数据采集时,转子旋转速度不同,其基频不同,其功率谱重心值不同。为了减小转速对功率谱重心值的影响,式(6), (7)中的频率以基频为基准,作了归一化处理。因此计算得到的功率谱重心是一个无量纲参数。

3) 小波能量谱熵

小波能量谱熵描述了振动信号内部蕴含的小波能谱信息,代表尺度能量分布情况的不确定性和复杂程度:熵值越小,表示能量在某个尺度范围内的集中程度,熵值越大,表示尺度能量比较分散。

小波能谱熵是信号经小波变换,得到各个尺度小波系数与信息熵理论相结合的分析方法,提取各个尺度的振动信号的信息量,以此来识别转子系统运行的状态特性。

小波能谱熵的特征提取步骤如下^[17-18]。

1) 选定小波类型及尺度参数,求信号的小波变换系数和尺度能量谱。

将样本长度为 N 的信号 $\{x(t)\}$ 分解为 n 层,在尺度 j 下,离散小波系数 $D_j(K)$, 在尺度 j 的小波能量谱为 E_j , 小波能量谱 E_j 计算公式为

$$E_j = \sum_{k=1}^N |D_j(K)|^2 \quad (8)$$

2) 计算总能量 E_{toc} 。

每个尺度下的信号分能量谱为: $\{E_1, E_2, \dots, E_n\}$, 即总能量等于各尺度分能量之

和,总能量 E_{toc} 计算公式为

$$E_{\text{toc}} = \sum_{j=1}^n E_j \quad (9)$$

3) 计算尺度能量在总能量中占的比重

$$p_j = \frac{E_j}{E_{\text{toc}}} \quad (10)$$

4) 计算小波能谱熵 Z_3

$$Z_3 = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (11)$$

3 改进小波聚类算法在转子故障诊断中的应用

3.1 数据采样

本研究所用数据是应用 ZT-3 型多功能转子故障模拟实验系统完成,如图 3 所示,通过该系统模拟转子不平衡、转子不对中、转子动静件碰摩。3 种故障状态,采集了 391 组数据样本。计算故障样本的峭度指标 Z_1 、功率谱重心 Z_2 及小波能谱熵 Z_3 。



图 3 转子故障模拟实验台

Fig. 3 The rotor fault simulation test bench

3.2 改进小波聚类方法的转子模拟故障诊断

改进小波聚类算法对转子的模拟故障诊断是应用 MATLAB 软件程序实现的。根据经验公式设定量化值 k 为 20,密度阈值 W 为 4,广度优先搜索算法的扩展规则的节点相似度小于等于 1.8,即 $\sqrt{3}$ 的近似值。 $\sqrt{3}$ 是三维空间中,相邻网格中心之间的最大欧几里德距离。

改进小波聚类的转子模拟故障诊断过程如下:

1) 将三维数据空间量化为 20^3 个网格单元,并将数据集 \mathbf{X} 分配到量化的网格单元中;

2) 统计每个网格单元中的数据点数,当大于密度阈值 4 时,此网格单元为显著网格单元,提取显著网格单元内数据及显著网格单元的位置标签存储于信息表;

3) 在显著网格单元内实施小波变换,小波变换系数存储于信息表;

4) 提取显著网格单元的位置标签,应用式(4),构造距离矩阵;

5) 应用广度优先算法搜索距离矩阵的数据节点,搜索的扩展规则是节点相似度小于等于 1.8 的归为一聚类。遍历搜索所有节点,找出所有的聚类;

6) 根据聚类结果,在信息存储表上给每个显著网格单元标识其所属的聚类;

7) 输出聚类结果(图 4),用色彩区分不同的聚类;

8) 输出信息存储表,比对样本数据,判断聚类标识 1,2, ..., n, 分别属于哪类故障,并标识故障类型。

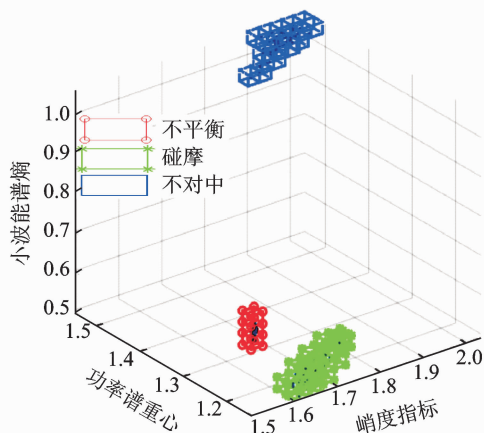


图 4 三维改进小波聚类结果图

Fig. 4 The result of improved wave cluster based on three-dimensional features

3.3 改进小波聚类方法与其他聚类方法比较

为了证明改进小波聚类算法用于转子故障诊断的优势,与当前常用于转子故障诊断的模糊 C-均值(fuzzy c-means algorithm,简称 FCM)聚类方法和自组织特征映射神经网络(self organizing feature map neural network,简称 SOM)在诊断精度及诊断效率两个方面进行了比较。FCM 聚类方法、SOM 和改进小波聚类方法对相同的数据样本进行故障分类与识别,图 5 为 FCM 聚类结果。由图 5 看出,FCM 分类基本正确,但是小部分碰磨的数据,被误分类到了不平衡聚类里面。图 6 为 SOM 诊断结果所示,由图 6 看出,小部分不平衡的数据被误分到碰磨类中。

表 2 为 FCM、SOM 和改进小波聚类算法三种方法在诊断精度与程序运行所需时间的对比表。从表 2 可以看出,基于改进小波聚类算法的诊断时间耗时最少,准确率最高,自组织特征映射神经网络(SOM)的诊断方法所耗时间最长,诊断的准确率最低。并且 FCM 与 SOM 都需要预先指定分类

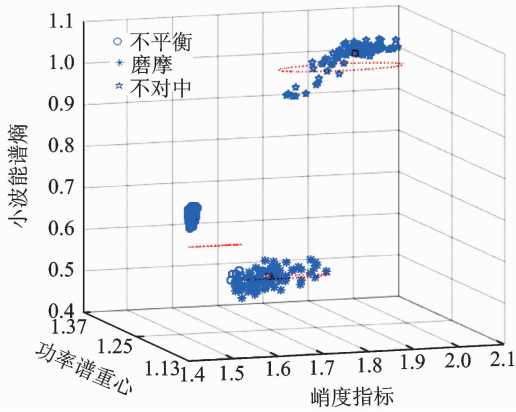


图 5 模糊 C-均值聚类结果

Fig. 5 The result of fuzzy c-means algorithm

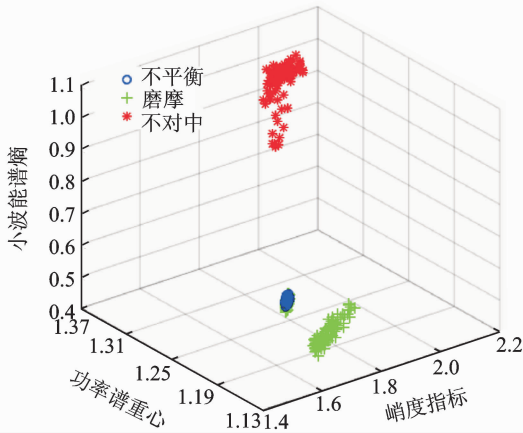


图 6 自组织特征映射神经网络聚类结果

Fig. 6 The result of self organizing feature map neural network

数,小波聚类方法无需指定分类数,实现无监督指导聚类。

表 2 聚类精度与效率比较

Tab. 2 Comparison of efficiency and precision

诊断方法	运行时间/s	故障诊断正确率/%
模糊 C-均值聚类 (FCM)	1.26	94.33
自组织特征映射神经网络 (SOM)	33.15	92.67
改进小波聚类算法	0.14	98.33

4 结束语

应用改进小波聚类方法的转子故障诊断,选取了峭度指标、功率谱重心与小波能谱熵作为特征向量,实现了在三维空间的小波聚类。由实例验证,此三个特征向量应用于改进小波聚类方法的转子故障

诊断,能够正确分类与识别转子的不同故障。改进小波聚类方法,在 Matlab 软件平台上,应用胞元数组对网格空间进行了量化,并且应用胞元数组建立了信息存储表,有效地减小了小波聚类算法复杂度,提高了诊断效率。并使改进小波聚类方法扩展应用到高维数据空间。在搜索连通显著网格单元聚类的过程中,应用广度优先的搜索原则,使算法复杂度降低,提高了聚类的效率。

参 考 文 献

[1] Chen Yuedong, Du Ri. Fault features of large rotating machinery and diagnosis using Sensor fusion[J]. Journal of Sound and Vibration, 1995, 188(2): 227-242.

[2] 杨宇, 潘海洋, 程军圣. VPMCD 和模糊熵在转子系统故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(5): 791-795.
Yang Yu, Pan Haiyang, Cheng Junshen. The application of VPMCD and fuzzy entropy in rotor system fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2014, 34(5): 791-795. (in Chinese)

[3] 陈果. 粗糙集-遗传算法-神经网络集成分类器及其在转子故障诊断中的应用研究[J]. 中国机械工程, 2008, 19(1): 85-90.
Chen Guo. Rough set-genetic algorithm-neural network compositive classifier and its application in rotor faults diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2008, 19(1): 85-90. (in Chinese)

[4] 杨昌昊, 竺长安, 胡小健. 基于贝叶斯网的复杂系统故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2009, 20 (22): 2726-2732.
Yang Changhao, Zhu Changan, Hu Xiaojian. Methods on complex system fault diagnosis based on bayesian network[J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20 (22) : 2726-2732. (in Chinese)

[5] Sakhthivel N R, Sugumaran V, Nair B B. Comparison of decision tree-fuzzy and rough set-fuzzy methods for fault categorization of mono-block centrifugal pump [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2010, 24(6) : 1887-1907.

[6] 崔建国, 严雪, 蒲雪萍, 等. 基于动态 PCA 与改进 SVM 的航空发动机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(1): 94-99.
Cui Jianguo, Yan Xue, Pu Xueping, et al. Aero-engine fault diagnosis based on dynamic PCA and improved SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(1): 94-99. (in Chinese)

[7] Jain A K, Murty M N, Flynn P J. Data clustering: a

- review[J]. *Acm Computing Surveys*, 2015, 31(2): 264-323.
- [8] Sheikholeslami G, Chatterjee S, Zhang A. WaveCluster: a multi-resolution clustering approach for very large spatial databases[C]// *International Conference on Very Large Data Bases*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1998:428-439.
- [9] Yıldırım A A, Özdoğan C. Parallel Wave Cluster: a linear scaling parallel clustering algorithm implementation with application to very large datasets[J]. *Journal of Parallel & Distributed Computing*, 2011, 71(7): 955-962.
- [10] Yu Dantong, Chatterjee S, Zhang Aidong. Efficiently detecting arbitrary shaped clusters in image databases [C]// *IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*. New York :IEEE, 1999:187-194.
- [11] Zhao Mingwei, Liu Yang, Jiang Rongan. Research of wavecluster algorithm in intrusion detection system [C]// *International Conference on Computational Intelligence and Security*. New York :IEEE, 2008:259-263.
- [12] Openshaw S. A geographical solution to scale and aggregation problems in region-building, partitioning and spatial modeling [J]. *Transactions of the Instiute of British Geographers*, 1997, 2(4): 459-472.
- [13] 钱江波,董逸生. 一种基于广度优先搜索邻居的聚类算法[J]. *东南大学学报*, 2004, 34(1):109-112.
Qian Jangbe, Dong Yisheng. A clustering algorithm based on broad first searching neighbors[J]. *Journal of Southeast University*, 2004, 34(1):109-112. (in Chinese)
- [14] Agrawal R, Gehrke J, Gunopulos D, et al. Automatic subspace clustering of high dimensional data[J]. *Data Mining & Knowledge Discovery*, 2005, 11(1):5-33.
- [15] Wang Xiaodong, Zi Yanyang, He Zhengjia. Multi-wavelet construction via an adaptive symmetric lifting scheme and its applications for rotating machinery fault diagnosis[J]. *Measurement Science & Technology*, 2009, 20(4):1-17.
- [16] 张利群,朱利民,钟秉林. 几个机械状态监测特征量的特性研究[J]. *振动与冲击*. 2001,20(1): 22-23.
Zhang Liqun, Zhu Liming, Zhong Bingling. Study on the features of some specific parameters utilized for machine condition monitoring[J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2001,20(1): 22-23. (in Chinese)
- [17] 陈非,黄树红,张燕平,等. 基于信息熵距的旋转机械振动故障诊断方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2008, 28(1): 9-13.
Chen Fei, Huang Shuhong, Zhang Yanping, et al. Research on diagnosis of vibration faults for rotating machinery based on distance of information entropy [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2008, 28(1):9-13. (in Chinese)
- [18] 李莉,朱永利,宋亚奇. 多尺度熵在变压器振动信号特征提取中的应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(4):757-762.
Li Li, Zhu Yongli, Song Yaqi. Feature research of vibration signal of power transformer using multiscale entropy[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(4):757-762. (in Chinese)



第一作者简介:左红艳,女,1976年8月生,博士生、讲师。主要研究方向为设备故障诊断。曾发表《Teaching reform and practice about curriculum design of mechanical manufacturing technology》(《Proceedings of the fourth international symposium on education management and knowledge innovation engineering》)等论文。

E-mail:373334570@qq.com

通信作者简介:刘晓波,男,1963年7月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为动力学与设备故障诊断。

E-mail:xbliu0791@126.com

