

一种新的复杂网络建模和特征提取方法及应用^{*}

田 甜¹, 温广瑞^{1,2}, 张志芬¹, 徐 斌¹

(1. 西安交通大学智能仪器与监测诊断研究所 西安, 710049) (2. 新疆大学机械工程学院 乌鲁木齐, 830047)

摘要 现有复杂网络应用于故障诊断时,通常基于时域信息出发建模,造成信号频域特征缺失,并且提取的网络拓扑特性过于宏观,对网络内部的局部变化不敏感。相比于宏观特征,局部特征往往蕴含更为丰富的信息,能更准确地表征网络模型。针对此问题,提出一种基于频域复杂网络分解的局部特征提取新方法,该方法借助复杂网络的结构特性来获取信号在频域的变化规律,采用对网络局部变化敏感的微观特性表征整个网络模型,不受机理的限制,应用灵活。采用滚动轴承不同故障的数据进行验证,并与常规复杂网络拓扑特征和时域统计参数进行对比分析,结果表明,本研究方法及提取的特征可分性好,对故障识别正确率达 99%,可满足滚动轴承故障诊断的需求,同时对其他非平稳信号处理及识别有一定的借鉴意义。

关键词 频域复杂网络分解;子网络平均度;旋转机械;故障诊断

中图分类号 TH17; TP18

引 言

旋转机械在大型石油、化工、电力、冶金等行业应用非常广泛,是这些企业的核心设备,如果其发生故障不仅影响机器本身的运行,而且还会对后续生产造成损失^[1]。因此,对旋转机械进行故障诊断具有重要的实际意义。旋转机械振动信号的非平稳特性往往导致故障难以精确识别。时频分析、小波都是有效处理非线性非平稳信号的方法^[2],但均存在不同程度的缺陷,如小波分析中小波基的选取直接影响分析结果,而且基函数一旦选定在分析中便不能更改,不具备自适应特性^[3]。

复杂网络是一种新的分析非线性非平稳信号的方法,可以将信号的波动特性转换为网络的拓扑性质,克服了传统时频分析存在的缺陷,具有简单直观、普适性好、拓扑性质明显及网络结构鲁棒性强等优点^[4]。Lacasa 等^[5]提出可视图建网方法,处理数据量较大的时间序列。孙斌等^[6]应用递归复杂网络提取滚动轴承的网络拓扑特性,并进行故障识别。Zhang 等^[7]在复杂网络的基础上提出构建一种船用发动机的故障诊断系统,并通过仿真数据验证其有效性。虽然复杂网络已在非线性非平稳信号分析领域取得了不错的应用效果,但现有的复杂网络诊断

方法通常直接基于时域信息,忽略了频域特性,而且提取的特征只具有全局特性,无法体现网络的局部结构,难以保证故障信息的准确提取。

因此,笔者提出了基于频域复杂网络(frequency-domain complex network,简称 FCN)分解的子网络平均度提取方法,并将其用于故障识别。该方法借助复杂网络的结构特性来获取故障信号在频域的变化规律,将其转化为复杂网络结构上的统计特性,不受故障机理的限制。滚动轴承故障信号验证结果表明,该方法能够有效提取代表机械不同故障特征的信息,并实现准确区分,为旋转机械的故障诊断提供一种新的有效手段。

1 复杂网络原理

1.1 有限穿越可视图

有限穿越可视图法是一种基于可视图概念的复杂网络建网方法,它的主要思想为:将序列视为直方图,任意 2 个数据点之间若满足可视准则就连边,不满足就不连边,以此将序列构建为复杂网络模型。可视准则为:网络中 2 个节点之间的可视线被截断的次数不超过有限穿越视距 N ,则认为这 2 个节点之间是连边的^[8]。如图 1 所示,在直方条图中,实线

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51775409,51420004);装备预研基金资助项目(6140004030116JW08001);国家重点研发计划资助项目(2017YFF0210504)

收稿日期:2018-01-21;修回日期:2018-08-30

代表 2 个节点之间未被阻挡,相互可视;虚线代表 2 个节点之间被阻挡的次数在有限穿越视距之内,也相互可视。

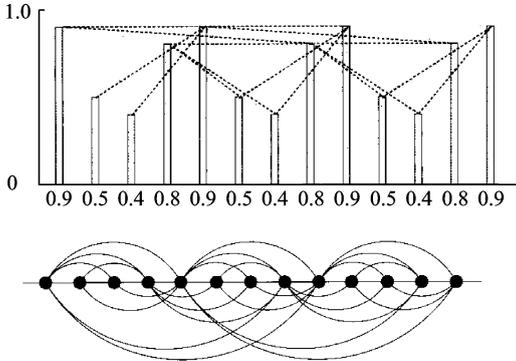


图 1 有限穿越可视图算法示意图

Fig. 1 Schematic of limited penetrable visibility graph

可视准则的数学描述如下： $\mathbf{X} = \{x_i\}_{i=1,2,\dots,n}$ 为一个有 n 个数据点的序列,序列中相隔 m 个数据点的任意 2 个数据点 (t_a, x_a) 和 (t_b, x_b) 相互可视,那么这 2 个数据点之间存在 $k(k \leq N)$ 个数据点 (t_i, x_i) ,其中 $t_a < t_i < t_b$ 满足式(1),其余 $m-k$ 个数据点 (t_j, x_j) ,其中 $t_a < t_j < t_b$ 满足式(2)

$$x_i > x_b + (x_a - x_b)(t_b - t_i)/(t_b - t_a) \quad (1)$$

$$x_j < x_b + (x_a - x_b)(t_b - t_j)/(t_b - t_a) \quad (2)$$

1.2 子网络平均度

1.2.1 子网络平均度概念

网络的拓扑特性有平均路径长度、聚类系数和度与度分布等,其中度是单独节点的属性中简单而又重要的概念。节点的度 k_i 定义为与该节点连接的其他节点的数目^[9]。一个含有 n 个节点的复杂网络,其平均度为网络中所有节点的度 k_i 的平均值,记为 p

$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i \quad (3)$$

其中: n 为网络中的节点总数。

子网络平均度的提取需要在复杂网络分解的基础上进行,网络分解是将已建立的复杂网络模型按照节点的顺序均匀分解为若干个子网络(分解时保留与节点的连边),然后每个子网络都按式(3)求得网络平均度值,即可得到子网络平均度特征,如式(4)所示

$$\mathbf{P} = [p_1, p_2, \dots, p_m] \quad (4)$$

在确定子网络的个数 m 时,一般选择 $m = 2^l$ 个,且应满足 $2 \leq m \leq n$ 。

1.2.2 子网络平均度的优势分析

与现有的平均度特征相比,子网络平均度特征

可以反映网络在空间上的局部特性,所包含的信息更加丰富,更有利于实现故障识别。图 2 所示网络均为 6 节点的网络模型,节点标号为 1~6。由图可见,2 个网络模型的节点位置相同但节点间的连接不同,网络 a 中与节点 2 相连的其他节点数最多,说明网络 a 的重要节点为 2;网络 b 中与节点 6 相连的其他节点数最多,说明网络 b 的重要节点为 6。

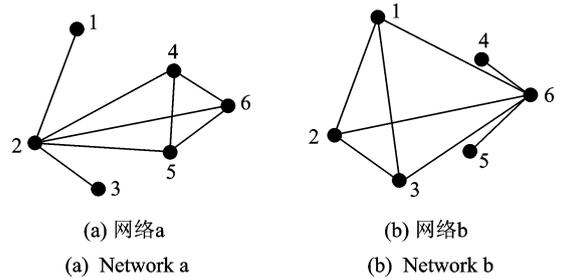


图 2 6 节点网络模型

Fig. 2 Six nodes network model

网络节点度分析之前需要计算网络中每个节点的度,计算结果如表 1 所示。若采用网络中所有节点度的平均值来表征网络,则由式(3)可知,网络 a 的特征值为 $p_a = (1 + 5 + 1 + 3 + 3 + 3)/6 = 2.67$,网络 b 的特征值为 $p_b = (3 + 3 + 3 + 1 + 5 + 1)/6 = 2.67$,即从网络节点平均度的角度来看,网络 a 和网络 b 没有区别。因此,网络拓扑特征用节点平均度从全网的角度表征网络模型,存在一定的局限性。

表 1 网络节点度

Tab. 1 Network node degree

节点	1	2	3	4	5	6
网络 a	1	5	1	3	3	3
网络 b	3	3	3	1	1	5

如果提取网络的子网络平均度特征,即可体现 2 个网络的差异。将网络都均匀分成 2 个子网络,节点 1,2,3 及其连边为子网络 1,节点 4,5,6 及其连边为子网络 2,分别求出子网络的平均度,并构成一个 2 维特征向量。由此可得,网络 a 的特征向量为 $[2.33, 3]$,网络 b 的特征向量为 $[3, 2.33]$ 。不难发现,子网络平均度特征可以体现出 2 个网络在节点连接上的不同,能更准确地反映网络模型的结构特性。

1.3 基于 FCN 的子网络平均度提取方法

针对旋转机械振动信号的非平稳特性及频域蕴含的丰富信息^[10],笔者提出一种新的基于 FCN 分解的子网络平均度提取方法,其处理流程如图 3 所示。

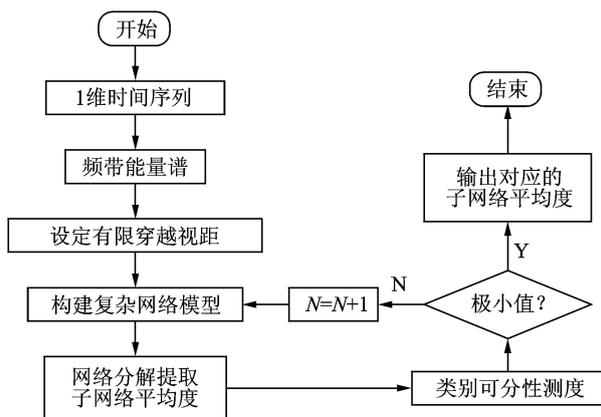


图3 FCN子网络平均度提取方法流程图

Fig. 3 Flowchart for the method of FCN sub-net average degree extraction

具体的处理步骤如下。

1) 计算旋转频率 $f_r = V_r/60$, 选取频带宽 m 为 f_r 或 f_r 的整数倍。将 1 维时间序列 X 进行傅里叶变换得到频谱 $Y = \{y_i\}_{i=1,2,\dots,m}$, 然后对幅值进行逐点平方, 在带宽为 m 的频带内相加, 并按顺序排列得到所需频带能量谱^[11], 记为 $E = [E_1, E_2, \dots, E_k, \dots, E_n]$ 。其中 E_k 为第 k 个频带的能量

$$E_k = \sum_{i=j}^{j+m} y_i^2 \quad (5)$$

2) 设定有限穿越视距初始值 $N=1$, 应用有限穿越可视图算法将每个信号对应的频带能量谱映射为复杂网络模型。

3) 根据复杂网络中总的节点数, 按照 $m=2^l$ 且 $2 \leq m \leq n$ 的原则确定复杂网络分解为子网络的个数 m 。对每个复杂网络模型进行均匀分解, 提取如式(4)所示的子网络平均度向量。

4) 类别可分性测度是评价样本特征提取好坏的重要指标, 可以选出鉴别性能较强的特征集, 类别可分性测度的值越小说明提取的特征集在样本分类方面越有效^[12], 因此应用类别可分性测度对特征提取进行评价, 定义可分性测度为

$$J = S_w/S_b \quad (6)$$

其中: S_w 和 S_b 分别为类内散度和类间散度。

S_w 和 S_b 的表达式分别为

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)' \quad (7)$$

$$S_b = \sum_{j=1}^c (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)' \quad (8)$$

其中: x_i^j 为第 j 类中的第 i 个样本; μ_j 为第 j 类样本的均值; c 为样本的种类数; N_j 为第 j 类中的样本总数; μ 为所有类别样本的均值。

5) 逐一增加有限穿越视距 N , 计算对应网络模

型下所提子网络平均度特征的类别可分性测度。若求得极小值点, 则确定有限穿越视距的取值为该极小值点; 若可分性测度值单调, 则重复执行步骤 3~5, 直至出现极小值点。

6) 以步骤 5 所得有限穿越视距 N 构建复杂网络模型, 并提取子网络平均度特征。

2 数据验证及分析

2.1 轴承信号 FCN 子网络平均度提取

笔者通过不同故障类型的滚动轴承振动信号来验证所提特征的有效性。采用如图 4 所示的试验台装置采集滚动轴承故障信号。试验所采用的滚动轴承型号为 6308, 滚动体个数为 8。振动信号由安装在轴承座上的加速度传感器获得, 转速为 1 050 r/min, 采样频率为 10 240 Hz。滚动轴承状态共有 4 类, 分别为滚动体故障、内圈故障、外圈故障和正常, 其中滚动体故障、内圈故障和外圈故障均为剥落故障, 故障直径约为 2 mm。试验时, 每类采集 20 个样本, 共采集 80 组数据。



图4 轴承试验台装置

Fig. 4 Test rig for rolling bearing

按照 FCN 子网络平均度提取方法处理滚动轴承的试验数据。首先根据时间序列建立频带能量谱, 为尽可能保留数据的周期信息, 频带宽选为轴承旋转频率或旋转频率的整数倍, 本研究采用的频带宽 m 是旋转频率的 4 倍。试验时轴承的旋转速度为 1 050 r/min, 计算确定频带宽为 70 Hz。

在频带能量谱的基础上, 应用有限穿越可视图算法构建 FCN 模型。由于有限穿越视距 N 的选取直接影响子网络平均度特征的有效性, 笔者选用类别可分性测度作为评价函数来确定有限穿越视距的值。如图 5 所示, 类别可分性测度随着有限穿越视距的变化而变化, 在一定范围内, 当 $N=3$ 时, 类别可分性测度达到极小值, 故构建复杂网络模型时, 确定有限穿越视距 $N=3$ 。

设置参数频带宽 $m=70$ Hz, 有限穿越视距 $N=3$, 采用有限穿越可视图算法可得到复杂网络模

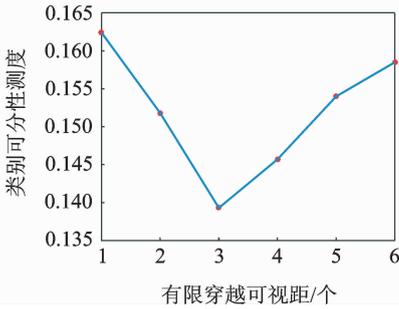


图 5 有限穿越视距的选取

Fig. 5 Choose limited through the stadia

型所对应的邻接矩阵。对网络作可视化处理,所显示的模型为无权无向的复杂网络模型。设置显示布局为 Fruchterman-Reingold,网络节点的大小由节点度决定,度的值越大,节点的尺寸越大,同时颜色也越深。滚动轴承不同状态对应的 FCN 模型如图 6 所示。

为进一步观察网络模型的重要节点,将图 6 中的 FCN 模型局部放大,得到如图 7 所示的结果。由图 7 可知,滚动体故障的网络中重要节点为 8, 102~105, 189~192, 286;内圈故障的网络中重要节点为 6~7, 103~106, 188~191, 286~287;外圈故障的网络中重要节点为 101~103, 106, 188~189, 191~192;正常状态的网络中重要节点为 40, 254。

滚动轴承不同状态的网络模型,其网络结构与重要节点皆有差异,为网络拓扑特征的提取奠定了

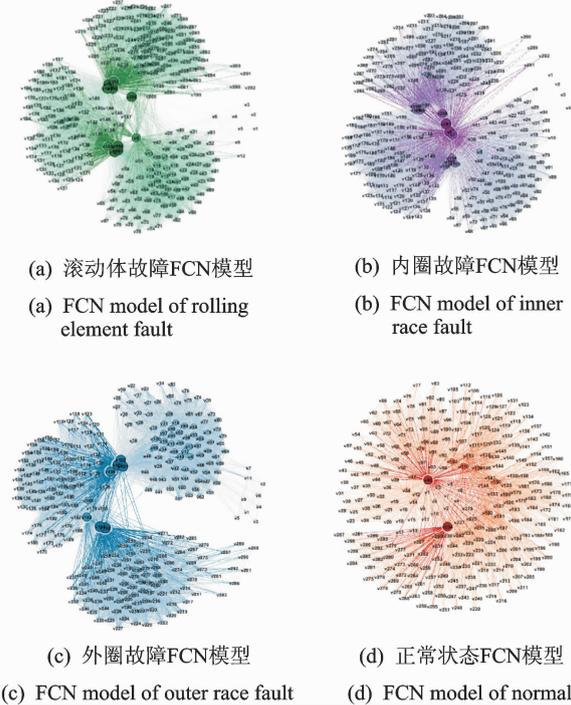


图 6 滚动轴承不同状态的 FCN 模型

Fig. 6 FCN model of rolling bearing's different states

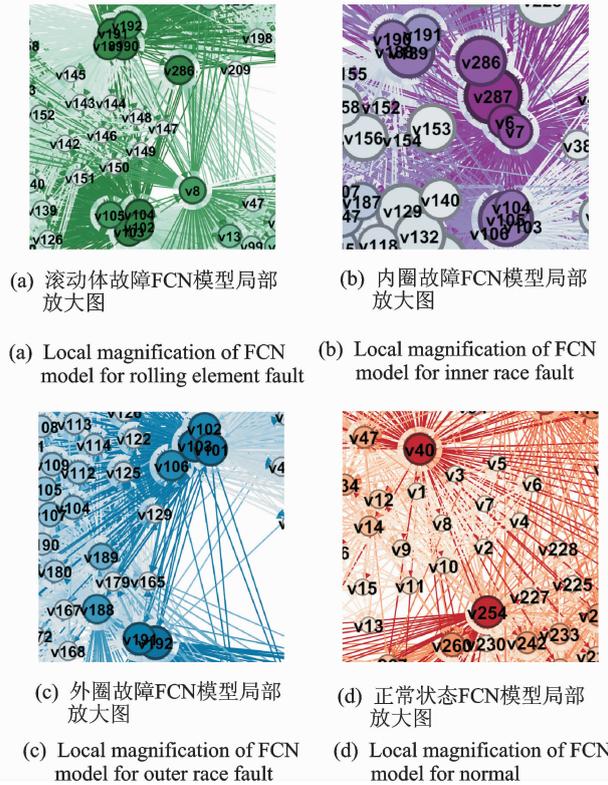


图 7 滚动轴承不同状态的 FCN 模型局部放大图

Fig. 7 Local magnification of FCN model for rolling bearing's different states

良好的基础。

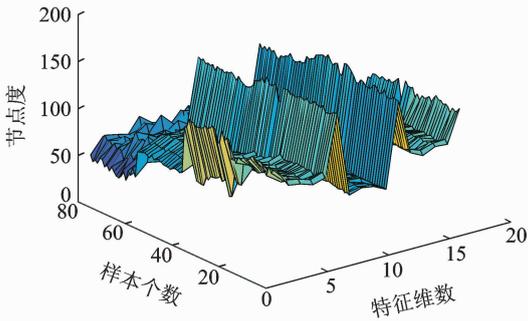
将滚动轴承不同状态的 FCN 模型进行均匀分解,都分解为 16 个子网络,提取每个子网络的节点平均度,构成 16 维特征向量,可以得到如图 8 所示的滚动轴承不同故障的特征分布图。其中:图 8(a)为子网络节点度分布 3 维图,每个样本提取 16 维特征,共 80 个样本;图 8(b)为特征分布俯视图,不同颜色代表样本特征的幅值,横轴代表特征,纵轴代表样本,1~20 组为滚动体故障,21~40 组为内圈故障,41~60 组为外圈故障,61~80 为正常。

分别在滚动体故障、内圈故障、外圈故障和正常状态的特征集中选取 1 个样本绘制其直方条图,如图 9 所示。由图可知:正常状态与其他 3 种故障状态的特征有较大的差别;滚动体故障、内圈故障和外圈故障的特征虽然差异较小,但是对外圈故障来说第 1 维和第 16 维特征与滚动体故障、内圈故障差异较大;滚动体故障和内圈故障的第 6~10 维特征差异较大。

2.2 对比分析

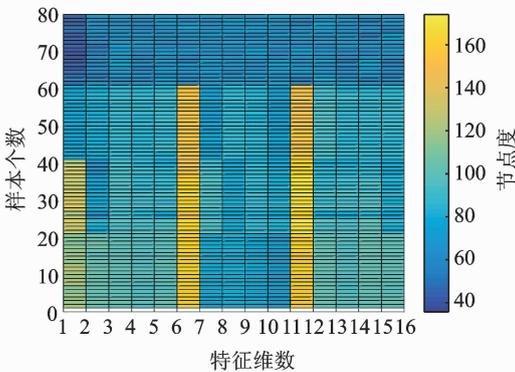
2.2.1 特征可分性

采用主成分分析 (principal component analy-



(a) 特征分布三维图

(a) Three-dimensional figure of features distribution

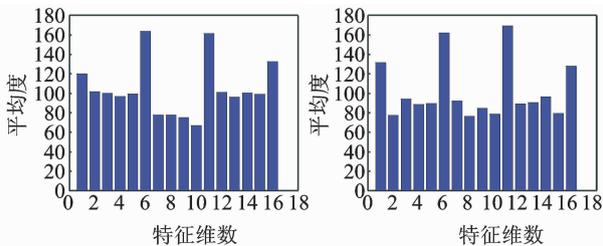


(b) 特征分布俯视图

(b) Platform of features distribution

图 8 滚动轴承不同故障特征分布图

Fig. 8 Different fault features distribution of rolling bearing

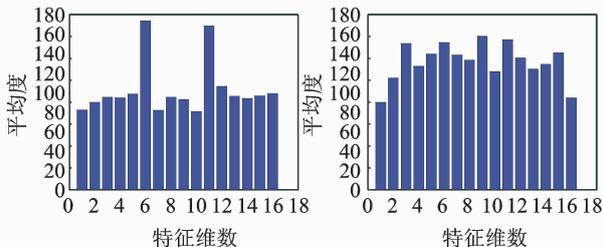


(a) 滚动体故障特征

(a) Feature of rolling element fault

(b) 内圈故障特征

(b) Feature of inner race fault



(c) 外圈故障特征

(c) Feature of outer race fault

(d) 正常状态特征

(d) Feature of normal

图 9 16 维子网络平均度

Fig. 9 16-d sub-net average degree

可视化处理,得到如图 10 所示的特征降维图,横坐标为第 1 维特征,纵坐标为第 2 维特征。由图可知,滚动轴承 4 种状态同类样本聚集程度较高,不同类样本之间没有重叠,具有明显的区分度,说明笔者所提特征类别可分性较强。其中,外圈故障的样本聚集度最高,正常状态的样本与其他类样本距离最远,这与从子网络平均度特征图中得出的结论是一致的。

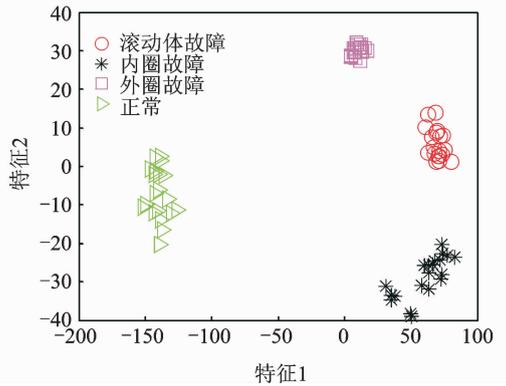


图 10 轴承 PCA 降维后的特征分布图

Fig. 10 Characteristics distribution figure of bearing after PCA

现有的复杂网络方法大多从时域出发建模,且提取网络的 1 个拓扑特征参数来代表整个网络,如平均路径长度、聚类系数和平均度,这些特征是在全网的基础上计算的,对网络内部的局部变化不敏感,不能反映网络的微观特性。提取网络模型中现有的这 3 类特征,并进行相同的降维可视化处理,图 11 为滚动轴承 4 种状态下的平均路径长度、聚类系数和度经 PCA 降维后的结果。由图可以看出,现有网络拓扑特征对滚动轴承不同类样本的区分性较差,除正常状态与其他状态有明显差别外,3 种故障互相交叉,难以准确区分。因此,与笔者所提特征相比,现有的网络拓扑特征类别可分性差,无法将其应用于后续的诊断和识别。

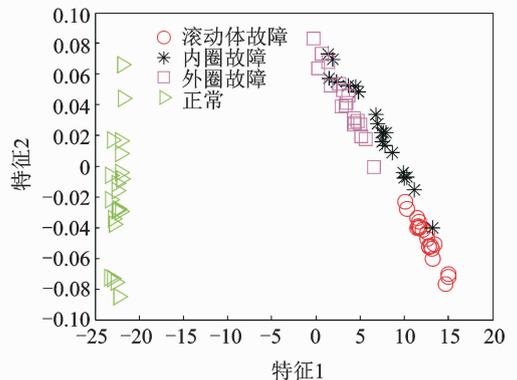


图 11 现有网络拓扑特征的降维结果

Fig. 11 Feature distribution of four bearing states

sis,简称 PCA)算法^[13]对子网络平均度特征做降维

类别可分性测度是一种基于距离的特征评价函数,定义为样本中类内散度与类间散度的比值,可以评价一个特征子集的好坏程度,它的值越小,说明类间的可分性越好。相对于相同的分类器来说,好的类间可分性能够使分类器的识别率得到显著提高;而较为混杂、互相交叉的特征信息会使分类器的模式识别变得非常困难。下面将平均路径长度、聚类系数和度一起作为已有网络拓扑特征向量,与笔者所提子网络平均度特征(降到 3 维)从类别可分性测度的角度进行定量对比分析,对比结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,本研究特征的类别可分性测度小于已有特征的类别可分性测度,说明本研究的特征在类别可分性方面优于已有网络拓扑特征,与上面定性分析结果一致。

表 2 不同特征的类别可分性测度

Tab. 2 Sort separability criterion of different features

特征	已有特征	本研究特征
类别可分性测度	0.118 0	0.109 9

2.2.2 识别结果

为验证子网络平均度特征在滚动轴承故障诊断中的效果,采用径向基函数(radial basis function,简称 RBF)神经网络分类器^[14]进行分类试验,每种状态选 10 个训练样本,10 个检验样本,则训练样本共有 40 个,检验样本共有 40 个。对于以上 4 类 40 个训练样本,利用上述方法产生 40 个 16 维的特征

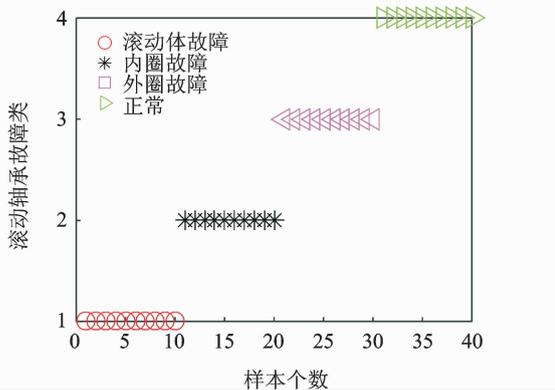


图 12 轴承分类结果图

Fig. 12 Classification result of bearing

向量。将 40 个子网络平均度特征利用 RBF 神经网络进行训练分类,得到如图 12 所示的滚动轴承不同故障分类图,其中:第 1 类为滚动体故障;第 2 类为内圈故障;第 3 类为外圈故障;第 4 类为正常。将笔者提出的子网络平均度特征输入 RBF 神经网络,识别正确率可达到 100%。

时域特征参数由于计算简单、物理意义明确,很

早就被应用于各种机械的故障检测和状态分析。本研究将用到以下 14 种时域统计特征量:均值、标准差、方差、偏斜度、峭度、峰峰值、方根幅值、平均幅值、均方幅值、极值、波形指标、峰值指标、脉冲指标和裕度指标,这些时域特征参数构成表征轴承状态的特征向量与笔者所提特征在 RBF 识别正确率方面进行对比。同样,每种状态选 10 个训练样本,利用 RBF 神经网络作为分类器识别剩余的 10 组样本,识别结果如图 13 所示。由图可知,将时域统计参数输入 RBF 神经网络,识别准确率可以达到 97.5%。由此可以看出,可分性较好的特征对后续的精准确识别十分重要。

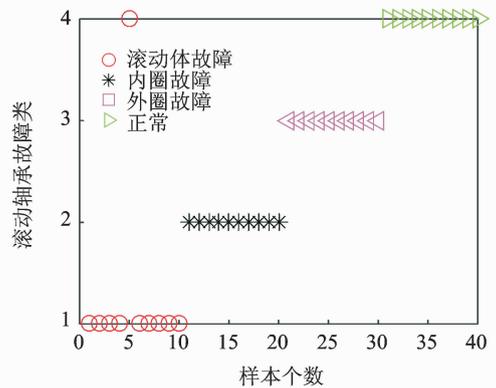


图 13 轴承分类结果图

Fig. 13 Classification result of bearing

为了更加客观地比较识别结果,从每类故障数据集中随机选取 10 组作为训练样本,利用 RBF 神经网络作为分类器识别剩余的 10 组样本。上文提到的时域特征参数和本研究特征各自独立运行,表 3 中的识别结果为各算法在 Matlab 中独立运行 10 次后的准确率平均值与方差。从识别结果来看,本研究特征识别正确率均值高、方差小,说明本研究特征不仅类别可分性好,而且比较稳定,对同一数据集的不同训练数据,识别准确率不会产生较大波动。

表 3 采用不同特征的 RBF 识别结果

Tab. 3 RBF recognition results based on different features

特征	正确率均值	正确率方差
时域特征	0.975	0.05
本研究特征	0.990	0.03

3 结束语

为克服现有复杂网络建模方法和常规网络拓扑特征的缺陷,从频域的角度构建了新的复杂网络模型,利用复杂网络分解提取对网络局部变化敏感的

子网络平均度特征。研究并获得子网络平均度提取方法及流程,采用6节点网络模型对本研究所提特征进行对比分析,并将其应用到滚动轴承故障诊断。与常用的网络拓扑特征平均路径长度、度、聚类系数进行定性分析和定量对比,验证了所提特征的优越性。将本研究所提特征用于滚动轴承故障识别,其识别正确率的均值和方差优于时域统计参数。

参 考 文 献

- [1] Wang Shibin, Huang Weiguo. Transient modeling and parameter identification based on wavelet and correlation filtering for rotating machine fault diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25 (4): 1299-1320.
- [2] 罗静, 钟佑明. 小波包时频分析方法的研究及应用[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版, 2009, 21 (3): 379-387.
Luo Jing, Zhong Youming. Research and application of wavelet packet time-frequency analysis[J]. Journal of Chongqing University of Post and Telecommunications; Nature Science Edition, 2009, 21 (3): 379-387. (in Chinese)
- [3] Cui Baozhen, Pan Hongxia. The application of the wavelet analysis in the fault diagnosis of rolling bearings[J]. Sci-tech Information Development & Economy, 2005, 96(2): 213-220.
- [4] 方锦清, 汪小帆, 刘曾荣. 略论复杂性和非线性复杂网络系统的研究[J]. 科技导报, 2004, 22 (2): 9-12.
Fang Jinqing, Wang Xiaofan, Liu Zengrong. Research on the complexity problem and nonlinear complex network system [J]. Science & Technology Review, 2004, 22 (2): 9-12. (in Chinese)
- [5] Lacasa L, Toral R. Description of stochastic and chaotic series using visibility graphs[J]. Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2010, 82 (2): 036120.
- [6] 孙斌, 梁超, 尚达. 基于递归复杂网络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(3): 578-584.
Sun Bin, Liang Chao, Shang Da. Rolling bearing fault diagnosis based on recursive complex network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(3): 578-584. (in Chinese)
- [7] Zhang Aiping, Ren Guang, Jia Baozhu. Fault diagnosis for marine engine system based on complex network cluster method [J]. Advanced Materials Research, 2013, 655/657: 801-805.
- [8] 周婷婷, 金宁德, 高忠科, 等. 基于有限穿越可视图的时间序列网络模型[J]. 物理学报, 2012, 61 (3): 86-96.
Zhou Tingting, Jin Ningde, Gao Zhongke, et al. Time-series network model based on finite traversing visualization [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61 (3): 86-96. (in Chinese)
- [9] 汪小帆. 复杂网络理论及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2006:10-12.
- [10] 向玲, 唐贵基, 胡爱军, 等. 旋转机械非平稳振动信号的时频分析比较[J]. 振动与冲击, 2010, 29 (2): 42-45.
Xiang Ling, Tang Guiji, Hu Aijun, et al. Comparison of time-frequency analysis of non-stationary vibration signals of rotating machinery [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29 (2): 42-45. (in Chinese)
- [11] 刘冲, 赵海滨. 基于频带能量归一化和 SVM-RFEd 的 ECoG 分类[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32 (3): 534-539.
Liu Chong, Zhao Haibin. ECoG classification based on frequency band normalization and SVM-RFEd [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32 (3): 534-539. (in Chinese)
- [12] 杨庆, 陈桂明, 何庆飞, 等. 局部切空间排列算法用于轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32 (5): 831-835.
Yang Qing, Chen Guiming, He Qingfei, et al. Local tangent space alignment algorithm for early bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32 (5): 831-835. (in Chinese)
- [13] 吴良圆, 魏书宁, 周棒棒, 等. 基于 PCA 降维的分层超限学习机手势识别方法[J]. 电子测量技术, 2017, 40 (3): 82-88.
Wu Liangyuan, Wei Shuning, Zhou Bangbang, et al. Hierarchical extreme learning machine gesture recognition method based on PCA dimension reduction [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40 (3): 82-88. (in Chinese)
- [14] Meng J E, Wu Shiqian, Hock L T, et al. Face recognition with radial basis function (RBF) neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(3): 697-710.



第一作者简介:田甜,女,1993年11月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械运行状态故障诊断以及复杂网络方法等。

E-mail: tiantian1108@stu. xjtu. edu. cn

