

基于深度信念网络的滚动轴承特征迁移诊断*

张建宇^{1,2}, 任成功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.北京市精密测控技术与仪器工程技术研究中心 北京,100124)

摘要 滚动轴承的故障智能诊断研究多是针对同源数据进行,而不同型号、不同工况下的滚动轴承,由于时、频特征差异,加之背景噪声的影响,导致识别准确率偏低。为了解决这一问题,笔者以 6307 和 6205 两类深沟球轴承为研究对象,建立了以深度信念网络(deep belief network,简称 DBN)为核心的迁移诊断模型,构造了以波形指标、峭度指标、近似熵及分散熵为代表的特征识别参数。为了抑制信号传递路径(共振频带差异)和背景噪声的影响,引入最大相关峭度反卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution,简称 MCKD)方法,并对其关键参数实施了自适应选取。结果表明,由 MCKD 与 DBN 联合组成的迁移诊断模型,在 3 类不同数据源之间的诊断准确率均超过了 95%,为滚动轴承的迁移特征诊断提供了一条可行的途径。

关键词 滚动轴承;深度信念网络;自适应最大相关峭度反卷积;迁移特征;智能诊断

中图分类号 TP165⁺.3; TH133.33

引言

作为机械系统必不可少的组成部件之一,滚动轴承健康与否对设备的整体性能有重要影响。由于运行工况的复杂多变,滚动轴承的振动信号往往呈现出非线性、非平稳等特点,故障特征的有效提取和精准辨识成为轴承诊断的关键。

近些年来,由于在高维非线性数据处理中拥有巨大优势,深度学习在故障诊断领域获得了广泛应用。其中,深度信念网络克服了其他算法易出现的梯度消失、陷入局部最优解等问题,因而更具分析优势。Shao 等^[1]采用 DBN 对变工况滚动轴承进行故障诊断,获得了较高的准确率和鲁棒性。张淑清等^[2]将双树复小波与 DBN 相结合,研究了轴承故障的分类辨识问题。李艳峰等^[3]采用奇异值分解(singular value decomposition,简称 SVD)与 DBN 的结合方法,实现了滚动轴承故障程度和故障类型的准确识别。Zhao 等^[4]利用变分模态分解(variational mode decomposition,简称 VMD)的分析结果构造 DBN 的输入向量,实现了滚动轴承故障类型的智能诊断。

尽管深度学习算法为故障智能诊断开辟了新的途径,但目前的智能诊断研究大多围绕同源数据(即

同一设备、同种工况)展开,而真实场景下的智能诊断,实施难度则要大得多。现场运行的工业设备,能够采集到的训练样本类型单一,而且健康样本远远高于故障样本的数量。依靠同源数据进行模型训练,将缺少充足的样本支撑。与此同时,由于设备的集成度和智能化水平越来越高,智能诊断的需求却远高于历史上的任何一个时期。因此,需要一种方法将足量有标签数据所蕴含的特征迁移到实际工业环境下的机械设备,实现不同设备之间的特征迁移诊断。康守强等^[5]将 VMD, SVD 与半监督迁移成分分析相结合,实现了对凯斯西储不同工况数据之间的迁移诊断。郭亮等^[6]建立了一维深度卷积神经网络,实现了不同设备监测数据特征知识的迁移适配。张根保等^[7]建立了由栈式稀疏自动编码器和柔性最大值函数回归组成的迁移诊断模型,同样利用凯斯西储试验数据进行了算法验证。雷亚国等^[8]建立了领域共享的深度残差网络,通过领域适配正则项约束实现了试验轴承与机车轴承之间的迁移诊断。Zheng 等^[9]提出了一种基于迁移局部保持投影的故障智能辨识方法,通过多组齿齿轮箱及滚动轴承的试验数据验证了算法的有效性。

可见,迁移诊断的发展代表了智能诊断的未来。从上述文献的研究成果不难看出,在无监督学

* 国家自然科学基金资助项目(51675009)

收稿日期:2020-02-10;修回日期:2020-04-25

习的情况下(不管是否涉及深度网络模型),同一设备、不同工况之间的诊断准确率尚可达到95%以上;而一旦在不同设备之间实施迁移诊断,其诊断准确率只能维持在70%~85%之间。其原因在于,多数迁移诊断模型在样本训练过程中并未提炼同类设备在同种健康状态下的共性时频特征,这种共性特征在滚动轴承上体现得尤为典型。不同类型、不同工况的滚动轴承的工作方式类似,其表面损伤多会激起局部的结构共振,而故障信息则隐含其中。

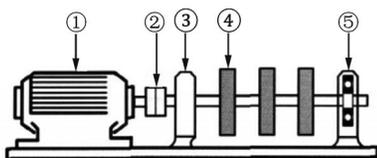
最大相关峭度反卷积^[10]能够通过反卷积滤波器提取振动信号的特征信息,抑制传递路径影响,突出信号周期性冲击成分,从而降低信号内的噪声干扰。唐贵基等^[11]利用粒子群优化算法自适应对MCKD的参数进行寻优,将其应用于轴承早期故障诊断中并取得了良好的效果。夏均忠等^[12]将MCKD与VMD方法相结合,精确地分离了轴承故障信号的不同频率成分。

因此,笔者提出一种基于深度信念网络的滚动轴承特征迁移诊断方法,充分利用不同工况、不同轴承在同种故障状态下的共性特征。为了增强故障特征的泛化表达,采用MCKD提高故障信号的冲击特性,构造以波形指标、脉冲指标、近似熵和分散熵为代表的共性特征提取参量,基于DBN框架下的智能诊断模型,实现两种滚动轴承在不同工况下的故障聚类辨识。

1 迁移诊断数据集的构造

1) 源数据集 Y:6307 深沟球轴承。

滚动轴承试验台的结构如图1所示。



①-电机;②-弹性联轴器;③-6307深沟球轴承;④-旋转圆盘(3个);⑤-6307深沟球轴承(可更换的试验轴承)

图1 6307滚动轴承试验台

Fig.1 Test bed of 6307 rolling bearing

采用化学腐蚀手段分别在试验轴承的内圈、外圈滚道加工点蚀缺陷,缺陷直径为2 mm,深度为1 mm。通过加速度传感器采集试验轴承的垂向振动信号,采样频率为15 360 Hz,电机转速恒定,为1 496 r/min。本研究将6307轴承试验数据作为特

征标记已知的训练数据,命名为源数据集 Y。其中,包含3种状态:正常数据、内圈点蚀和外圈点蚀数据。

表1列出了试验轴承的主要结构参数,计算可知,6307轴承的内圈故障频率为122.74 Hz,外圈故障频率为76.73 Hz。

表1 6307滚动轴承参数

Tab.1 Parameters of 6307 rolling bearing

参数类型	数值
滚动体个数 z	8
接触角 $\theta/(^\circ)$	0
轴承外径 D/mm	80
轴承内径 d/mm	35

2) 目标数据集:SKF6205深沟球轴承。

本研究选择美国凯斯西储大学公开的轴承试验数据作为测试数据集,其试验台如图2所示,由一台变频电机拖动工作。驱动端和风扇端轴承均可作为试验对象,采用电火花技术在轴承的内圈、外圈滚道或滚动体表面加工点蚀缺陷,缺陷直径在0.017 8~0.102 mm不等。考虑设备运行工况的变化,电机负荷设定为0~2 205 W之间,转速分别为1 730, 1 750, 1 772, 1 797 r/min 4档。采集不同工况下的振动加速度信号,采样频率分别取12 kHz和48 kHz。

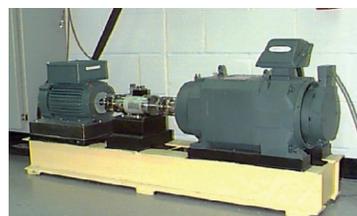


图2 CWRU滚动轴承试验台

Fig.2 CWRU rolling bearing test rig

为了针对不同数据源建立普适性的诊断模型,笔者选取凯斯西储试验数据中的3种工况作为测试目标数据集。试验轴承选择电机驱动端轴承,型号为SKF6205深沟球轴承,该轴承的结构参数如表2所示。

表3为目标数据集的工况信息,各组数据采样频率均为12 kHz。其中: P 为负载功率; R 为电机转速; F 为点蚀故障尺度。

3类数据集的故障频率如下:数据集A中,内圈故障频率为156.12 Hz,外圈故障频率为103.35 Hz;数据集B中,内圈故障频率为157.94 Hz,外圈故障

表 2 SKF6205 滚动轴承参数

Tab.2 Parameters of SKF6205 rolling bearing

参数类型	数值
滚动体个数 z	9
接触角 $\theta/(\circ)$	0
轴承外径 D/mm	52
轴承内径 d/mm	25

表 3 目标数据集说明

Tab.3 Description of the target dataset

类型	运行工况
数据集 A	$P: 2\ 205\ \text{W}; R: 1\ 730\ \text{r/min}; F: 0.178\ \text{mm}$
数据集 B	$P: 1\ 470\ \text{W}; R: 1\ 750\ \text{r/min}; F: 0.178\ \text{mm}$
数据集 C	$P: 735\ \text{W}; R: 1\ 772\ \text{r/min}; F: 0.533\ \text{mm}$

频率为 104.57 Hz;数据集 C 中,内圈故障频率为 159.91 Hz,外圈故障频率为 105.86 Hz。

源数据集与目标数据集尽管同为深沟球轴承,但结构参数、工作负荷/转速、故障尺度以及特征频率都有显著区别。而且,3类目标数据集即便来自同一试验台,其运行工况也有差异。因此,若能在这几类不同数据源之间实现故障的迁移诊断,其模型将带有较强的普适性。

2 基于 DBN 的轴承诊断模型

2.1 DBN 原理及其参数选择

深度信念网络具有强大的特征提取能力,通过底层描述原始数据细节,经过层与层之间的不断传递,在高层形成数据的属性类别。

DBN 的基本组成单元是受限玻尔兹曼机(restricted Boltzmann machine,简称 RBM),图 3 所示的 DBN 模型由两个 RBM 组成,每个 RBM 由可视层(v)和隐含层(h)两层网络组成。各层内部神经元相

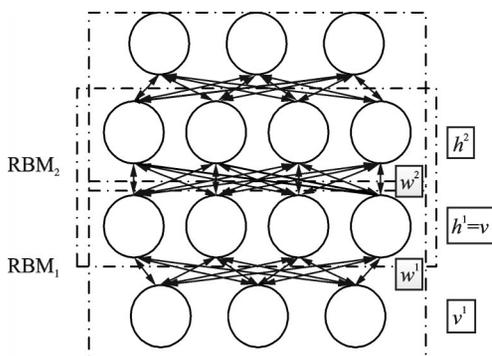


图 3 DBN 的结构

Fig.3 Structure of DBN

互独立,两层之间双向连接,数据通过激活函数在可视层和隐含层之间相互转换^[13]。

RBM 每层网络由若干神经元组成,层与层之间经过权重 w 相连,但是同层神经元之间相互独立。假设一个 RBM 中可视层神经元个数为 m ,隐含层神经元个数为 n 。 $v=(v_1, v_2, \dots, v_m)$ 表示可视层的状态向量, $h=(h_1, h_2, \dots, h_n)$ 表示隐含层的状态向量。RBM 的能量函数定义为

$$E(v, h|\theta) = -\sum_{i=1}^m b_i v_i - \sum_{j=1}^n c_j h_j - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v_i w_{ij} h_j \quad (1)$$

其中: $\theta = \{w, b, c\}$,为网络的参数; w 为可视层与隐含层之间的权重; b 为可视层的偏置; c 为隐含层的偏置。

由能量函数定义 RBM 的联合概率密度得

$$P(v, h|\theta) = \frac{1}{Z(\theta)} \exp(-E(v, h|\theta)) \quad (2)$$

由边缘概率密度可进一步推导出激活函数

$$P(h_j = 1|v) = 1 / \left[1 + \exp\left(-b_j - \sum_{i=1}^m v_i w_{ij}\right) \right] \quad (3)$$

$$P(v_i = 1|h) = 1 / \left[1 + \exp\left(-c_i - \sum_{j=1}^n h_j w_{ij}\right) \right] \quad (4)$$

RBM 的训练过程就是通过对参数不断调整,使神经元能够最大可能地拟合输入数据,从而使 RBM 体现的概率分布与输入样本的分布尽可能相似。

采用极大似然法求解参数 θ

$$L(\theta) = \prod_v L(\theta|v) = \prod_v P(v) \quad (5)$$

为提高计算效率,Hinton 等^[14]提出对比散度算法,只需要少量训练就能够快速计算出 RBM 的对数似然梯度,大大缩减了训练时间,而且能达到很好的训练效果。

深度信念网络搭建之后需要提前设定相关参数,包括 DBN 模型的层数、RBM 的连接权重、动量因子和学习率等。

由 DBN 的结构可知,输入层神经元个数取决于输入数据的维度,输出层神经元个数取决于最终的分类个数。对于隐含层神经元的个数,研究对象不同,则有不同的选择方法,笔者采用如下经验公式确定隐含层神经元个数 Q

$$Q = \eta \sqrt{m + n} + d \quad (6)$$

其中: η 为系数,取值范围为 1~10; m 为输入层神经元个数; n 为输出层神经元个数; d 为常数,取值范围为 1~10。

学习率 λ 的大小直接影响权重更新时梯度的下

降速度,越大则收敛速度越快,但同时会导致重构误差过大,因此取值范围为0.001~0.1。为防止 λ 过小导致收敛速度变慢,在参数更新时引入动量因子,进而避免参数收敛到局部最优解。最终, θ 的更新公式为

$$\theta = k\theta + \lambda \frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} \quad (7)$$

其中: k 为动量因子,一般选择范围为0.5~0.9。

2.2 基于原始数据特征的诊断分析

由源数据集 Y 构造训练集,包含3种状态数据,即正常、外圈点蚀和内圈点蚀。每种状态选择400个、共计1200个训练样本,每个样本包含1024个数据点。目标数据集 A, B, C 也按照相同长度构造样本文件,每种状态分别选择100个样本,共计建立900个测试样本。

考虑到滚动轴承在局部损伤激励下的共性特征,笔者选择波形指标、峭度指标、近似熵及分散熵作为DBN模型的输入参量。其中,波形指标反映故障发生前后信号中的能量变化,峭度指标用来描述信号中冲击特性的变化。而滚动轴承发生故障后,其振动能量一般集中在特定频段,因此将近似熵和分散熵作为捕捉能量集中或发散的关键指标。分散熵^[15]是近几年提出的一种新的熵值计算方法,该数值对同步频率、幅值和时间序列带宽的变化非常敏感,因此引入本研究的诊断模型。

由数据集 Y 训练好的DBN模型用于 A, B, C 这3类数据集的分类诊断。选择5层结构的DBN模型,根据输入样本的数量和待识别的故障类别,DBN模型的输入层节点数 m 为1024,输出层 n 节点数为3。为了降低特征维数,3个隐含层的节点数分别设置为200,200,100。模型的其他参数设置为:动量因子为0.5;学习率为0.01;最大迭代次数为100。模型的最终识别结果为: $Y \rightarrow A$ 的识别准确率为53.96%; $Y \rightarrow B$ 的识别准确率为50.72%, $Y \rightarrow C$ 的识别准确率为46.93%。

可见,单纯依靠原始数据特征,不同数据源之间的诊断准确率偏低。以分散熵为横坐标,近似熵为纵坐标,绘制3类数据集在DBN模型下的迁移诊断特征散点图,如图4所示。其中: N 为正常数据;OR为外圈故障数据;IR为内圈故障数据。可见,源数据集 Y 与 A, B, C 这3个目标数据集之间存在明显的特征值交错混叠现象,亦即特征指标的聚类性较差,这是导致诊断准确率较低的根本

原因。

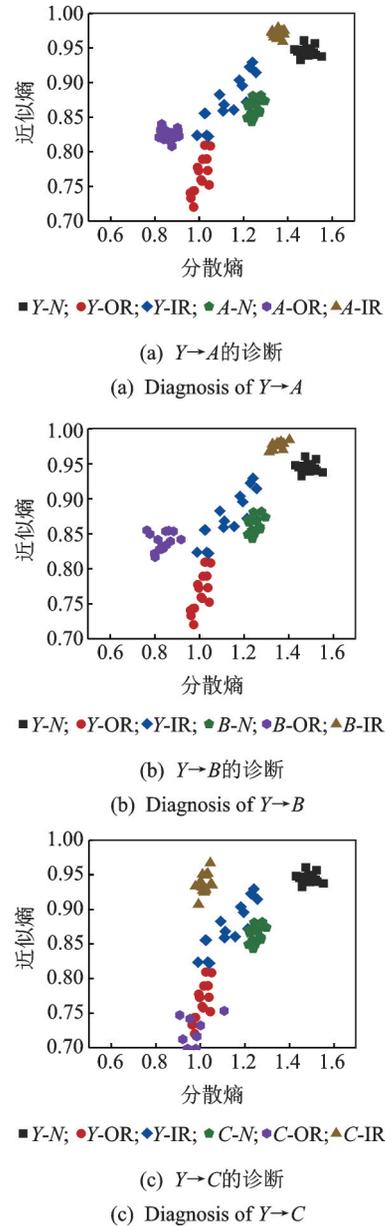
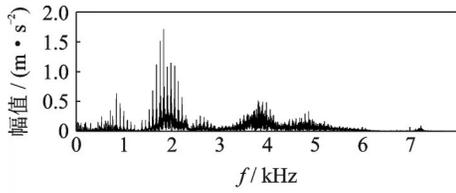


图4 迁移诊断特征散点图

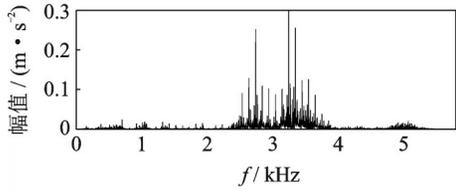
Fig.4 Characteristic scatter diagram of transferring diagnosis

从源数据集 Y (6307轴承)和目标数据集 A (6205轴承)中任选一组外圈故障信号,绘制频谱图如图5所示。可见,尽管二者的故障尺度差异很大(分别是2 mm和0.178 mm),但频谱中都形成了一定的能量聚集状态,前者主要集中在1500~2500 Hz的频段内,而后者则集中在3000~5000 Hz频段内,上述频段均对应轴承部件的某阶固有频率,代表损伤激励下的局部结构共振。从图中还可以看出,6307轴承信号的噪声能量明显高于6205轴承,这些都是导致诊断准确率不高的原因。



(a) 源集Y的频谱图

(a) Spectrum of source dataset Y



(b) 目标集A的频谱图

(b) Spectrum of target dataset A

图5 源集Y和目标集A的外圈故障信号

Fig.5 Out-race fault signal of data set Y and A

3 融合MCKD的DBN迁移诊断方法

由于信号的能量分布、噪声强度差异,导致通过原始特征获得的迁移诊断准确率偏低,因此有必要引入其他算法消除上述特征差异。由于机械结构本身的复杂性和传递途径的多样性,导致各冲击源信号通过卷积方式耦合在一起,使得传感器所测信号是各振源与传递路径卷积作用后的混叠信息。因此,引入反卷积技术,通过构造反卷积滤波器,消除传递路径对信号的影响,从混叠信号中最大限度识别出振源的原始冲击序列。图5中的共振频带差异,体现的就是不同传递路径对系统的影响。因此,笔者将采用反卷积方法实现故障源的信息净化。

3.1 基于自适应MCKD的特征强化方法

最大相关峭度反卷积,是在最小熵反卷积的基础上提出的一种新的突出周期性冲击成分的反卷积技术,其引入相关峭度替代传统峭度,作为优化目标函数,从而避免了伪冲击的出现。MCKD的基本思想如下。

针对某信号 $x_n (n = 1, 2, \dots, N)$, 其相关峭度公式定义为

$$CK_M(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (8)$$

其中: M 为位移数; T 为反卷积周期。

反卷积通过优化迭代过程,使式(8)表达的相关峭度获得最大值。其目标函数定义为

$$MCKD_M(T) = \max CK_M(T) = \max \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (9)$$

对相关峭度求导并令其等于0,即

$$\frac{d}{d\mathbf{w}_k} CK_M(T) = 0 \quad (10)$$

求解 \mathbf{w}_k 并用矩阵形式表达为

$$\mathbf{w}_k = \frac{\|\mathbf{y}\|_2^2}{(M+1)\|\boldsymbol{\beta}\|_2^2} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M \mathbf{X}_{mT} \boldsymbol{\alpha}_m \quad (11)$$

其中

$$\boldsymbol{\alpha}_m = \begin{bmatrix} \mathcal{Y}_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \cdots y_{1-MT}^2) \\ \mathcal{Y}_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \cdots y_{2-MT}^2) \\ \vdots \\ \mathcal{Y}_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \cdots y_{N-MT}^2) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \mathcal{Y}_1 \mathcal{Y}_{1-T} \cdots \mathcal{Y}_{1-MT} \\ \mathcal{Y}_2 \mathcal{Y}_{2-T} \cdots \mathcal{Y}_{2-MT} \\ \vdots \\ \mathcal{Y}_N \mathcal{Y}_{N-T} \cdots \mathcal{Y}_{N-MT} \end{bmatrix} \quad (13)$$

实现MCKD算法的关键参数,包括滤波器长度 L 和反卷积周期 T 。如果手动选择两个参数,不仅效率低,而且很难获得最优的反卷积结果。因此,笔者采用网格搜索法对MCKD算法进行改进,从而实现 L 和 T 的自适应寻优。网格搜索法根据自变量的取值范围,按照步长逐一计算各个网格点的值是否满足约束条件,这就需要确定一个目标函数,通过计算网格的目标函数,从而确定最优解。排列熵^[16]可以反映时间序列的不规则性和复杂性,由熵值变化能够判断信号所包含的冲击成分的变化。因此,笔者将排列熵作为网格搜索的目标函数,当其取最小值时即对应反卷积滤波器长度 L 和周期 T 的最优解。

据此原理,滤波器长度 L 和周期 T 的优化求解过程如下。

1) 根据信号的故障频率和冲击成分,设定反卷积周期 T 和滤波器长度 L 的参数范围,本研究设定 L 的范围为 $[100, 300]$, T 的范围为 $[50, 200]$ 。

2) L 由初值 100 开始循环,直至达到终值 300。 T 作为嵌套循环变量,针对每一个 L 值, T 从 50 循环到 200。在保证结果足够精确的前提下,为了提高计算效率,二者的循环步长均设为 2。

3) 计算每一组 L 和 T 所对应的排列熵值,并保存、记录。

4) 循环结束后,检索排列熵序列中的最小值,并将该熵值对应的 L 和 T 作为MCKD算法的最优参数。

3.2 MCKD 处理前后的特征对比

针对 Y, A, B, C 这四类数据集中的各组状态信号, 分别采用 MCKD 算法进行处理, 计算反卷积信号的特征参数, 并统计各参数的平均值, 结果如表 4~6 所示。

表 4 正常轴承经 MCKD 处理后的特征值

Tab.4 Eigenvalues of normal bearing processed by MCKD

数据分类	波形指标	峭度指标	近似熵	分散熵
数据集 Y	1.412	3.451	1.271	0.972
数据集 A	1.239	2.426	1.152	0.956
数据集 B	1.244	2.546	1.212	0.949
数据集 C	1.242	2.512	1.212	0.953

表 5 外圈故障轴承经 MCKD 处理后的特征值

Tab.5 Eigenvalues of outer ring fault bearing processed by MCKD

数据分类	波形指标	峭度指标	近似熵	分散熵
数据集 Y	1.703	8.734	0.815	0.791
数据集 A	1.757	8.798	0.599	0.771
数据集 B	1.708	8.348	0.635	0.801
数据集 C	1.792	9.515	0.683	0.814

表 6 内圈故障轴承经 MCKD 处理后的特征值

Tab.6 Eigenvalues of inner ring fault bearing processed by MCKD

数据分类	波形指标	峭度指标	近似熵	分散熵
数据集 Y	1.399	12.810	1.551	0.977
数据集 A	1.392	8.641	1.619	0.987
数据集 B	1.441	11.270	1.578	0.981
数据集 C	1.488	12.390	1.544	0.965

由表 4~6 的对比可见, 来自不同数据集的轴承信号, 在经过自适应 MCKD 算法处理后, 同类状态数据之间存在趋同性, 而不同健康状态之间仍然存在明显的差异性。因此, MCKD 算法的引入, 显著增强了特征参数的聚类识别能力。

3.3 基于 MCKD 和 DBN 的诊断结果

融合 MCKD 与 DBN 的滚动轴承诊断模型如图 6 所示。

针对 4 类数据集中的各组数据样本, 自适应选择 MCKD 的滤波器长度和反卷积周期, 完成信号预处理和特征增强, 计算波形指标、峭度指标、近似熵和分散熵等特征参数。使用 DBN 模型对重构的特征参数进行识别, DBN 的参数选择与 2.2 节相同。

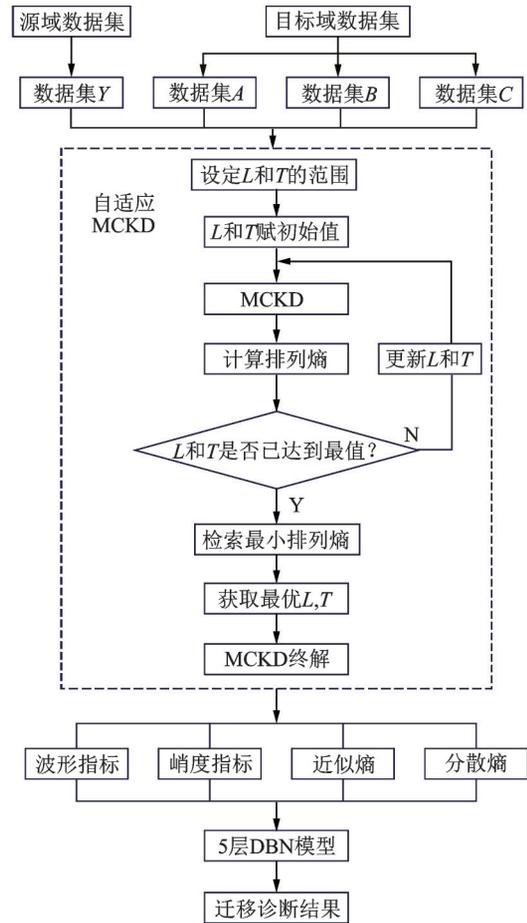


图 6 MCKD+DBN 故障诊断流程图

Fig.6 Fault diagnosis flow chart of MCKD+DBN

其诊断结果为: $Y \rightarrow A$ 的识别准确率为 96.97%; $Y \rightarrow B$ 的识别准确率为 95.32%; $Y \rightarrow C$ 的识别准确率为 95.01%, 诊断正确率均超过了 95%。混合模型的识别结果如图 7 所示。

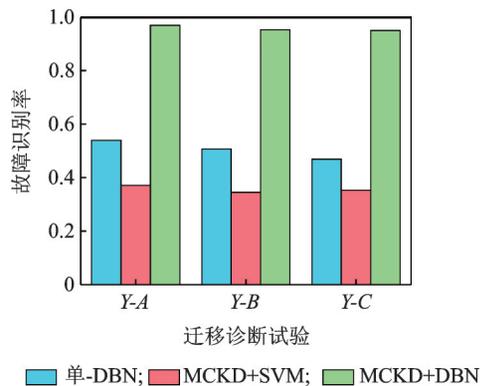


图 7 不同方法迁移故障诊断结果

Fig.7 Transfer fault diagnosis results with different methods

为进一步验证 MCKD+DBN 模型的诊断性能, 同样将数据集 Y 作为训练集, A, B 和 C 这三类数据集分别作为测试集, 以 RBF 核函数作为基函数的 SVM 模型对 MCKD 处理后的特征参数进行分类诊

断,将核函数参数 g 设置为 0.03。

其诊断结果为: $Y \rightarrow A$ 的识别准确率为 37.12%; $Y \rightarrow B$ 的识别准确率为 34.52%; $Y \rightarrow C$ 的识别准确率为 35.26%。

图 7 中亦对比了单一 DBN 模型、MCKD+SVM 的识别结果,可见 MCKD 预处理后 DBN 模型诊断准确率有了明显提高,表明 MCKD+DBN 模型在深沟球轴承的智能诊断方面具有较高的普适性。同时进一步证明了 DBN 能够深度挖掘数据本质特征,相对于 SVM 具有更好的故障诊断能力。

对迁移诊断的参数聚类性进行可视化,以分散熵和近似熵作为横纵坐标,获得源数据集与目标数据集之间的对比结果,如图 8 所示。与诊断准确率

的结果一致,MCKD 处理后的两类不同数据源之间,信号的聚类性相对图 4 有了明显提升。

4 结 论

1) 分别以 6307 和 6205 两类深沟球轴承为研究对象,构造了 4 类数据集。其中,6307 滚动轴承为特征标记清晰的源数据集,选取 3 种不同工况下的 6205 轴承试验数据为目标数据集。构造以波形指标、峭度指标、近似熵及分散熵为代表的特征参数集,采用单一的 DBN 模型获得了 50% 左右的诊断准确率。

2) 通过特征参数对比和频率结构分析,表明上述准确率偏低的原因在于共振频带差异以及背景噪声的干扰。为了抑制传递路径影响和提取源冲击特征,建立了基于 MCKD 的故障特征强化方法,并实现了关键参数的自适应选取。特征参数的对比表明,处理后的信号聚类性得以提高。

3) 以 MCKD 为预处理手段,构建了 MCKD+DBN 的滚动轴承智能诊断模型,获得了超过 95% 的迁移诊断准确率,与单一 DBN 模型相比,准确率大幅提升,为不同数据源之间的迁移诊断提供了一条可行的途径。

4) 本研究结果仅局限于两类深沟球轴承之间的迁移诊断,是否可以推广到其他类型的滚动轴承,将是今后工作的研究重点。

参 考 文 献

[1] SHAO H, JIANG H, ZHANG X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network [J]. Measurement Science & Technology, 2015, 26(11): 1-17.

[2] 张淑清,胡永涛,姜安琦,等.基于双树复小波和深度信念网络的轴承故障诊断[J].中国机械工程,2017(5): 532-536,543.

ZHANG Shuqing, HU Yongtao, JIANG Anqi, et al. Bearing fault diagnosis based on DTCWT and DBN [J]. China Mechanical Engineering, 2017 (5): 532-536,543. (in Chinese)

[3] 李艳峰,王新晴,张梅军,等.基于奇异值分解和深度信念网络多分类器的滚动轴承故障诊断方法[J].上海交通大学学报,2015,49(5): 681-686,694.

LI Yanfeng, WANG Xinqing, ZHANG Meijun, et al. An approach to fault diagnosis of rolling bearing using SVD and multiple DBN classifiers[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49 (5): 681-686, 694.

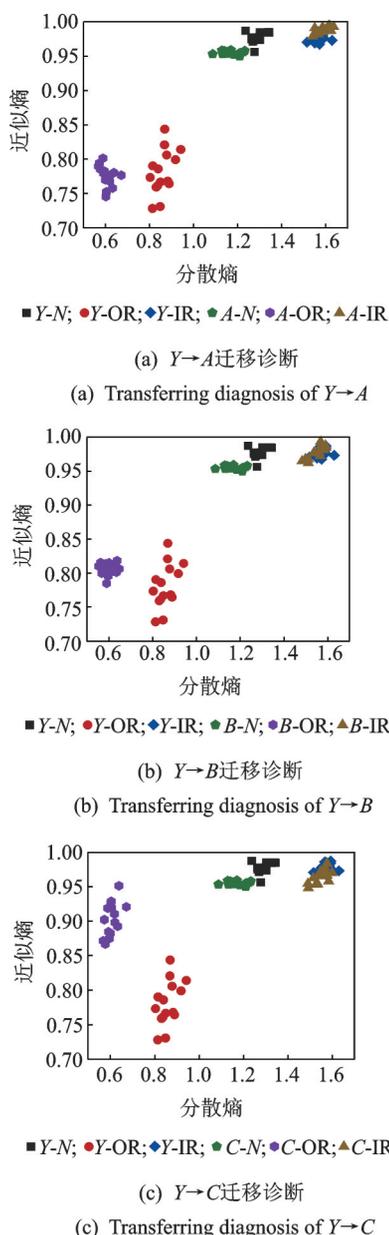


图 8 迁移诊断特征散点图

Fig.8 Characteristic scatter diagram of transferring diagnosis

- (in Chinese)
- [4] ZHAO H M, LIU H L, XU J J, et al. Research on a fault diagnosis method of rolling bearings using variation mode decomposition and deep belief network [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33(9): 4165-4172.
- [5] 康守强, 胡明武, 王玉静, 等. 基于特征迁移学习的变工况下滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(3): 764-773.
KANG Shouqiang, HU Mingwu, WANG Yujing, et al. Fault diagnosis method of a rolling bearing under variable working conditions based on feature transfer learning [J]. Proceedings of The Chinese Society for Electrical Engineering, 2019, 39(3): 764-773. (in Chinese)
- [6] 郭亮, 董勋, 高宏力, 等. 无标签数据下基于特征知识迁移的机械设备智能故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 58-64.
GUO Liang, DONG Xun, GAO Hongli, et al. Feature knowledge transfer based intelligent fault diagnosis method of machines with unlabeled data [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 58-64. (in Chinese)
- [7] 张根保, 李浩, 冉琰. 一种用于轴承故障诊断的迁移学习模型[J]. 吉林大学学报, 2020, 50(5): 1617-1626.
ZHANG Genbao, LI Hao, RAN Yan. A transfer learning model for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Jilin University, 2020, 50(5): 1617-1626. (in Chinese)
- [8] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 1-8.
LEI Yaguo, YANG Bin, DU Zhaojun, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1-8. (in Chinese)
- [9] ZHENG H L, WANG R X, YIN J C, et al. A new intelligent fault identification method based on transfer locality preserving projection for actual diagnosis scenario of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 135: 1-21
- [10] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [11] 唐贵基, 王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1436-1444.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution method and its application on incipient fault diagnosis of bearing [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2015, 35(6): 1436-1444. (in Chinese)
- [12] 夏均忠, 赵磊, 白云川, 等. 基于MCKD和VMD的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2017, 36(20): 78-83.
XIA Junzhong, ZHAO Lei, BAI Yunchuan, et al. Feature extraction for rolling element bearing weak fault based on MCKD and VMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(20): 78-83. (in Chinese)
- [13] 李巍华, 单外平, 曾雪琼. 基于深度信念网络的轴承故障分类识别[J]. 振动工程学报, 2016, 29(2): 340-347.
LI Weihua, SHAN Waiping, ZENG Xueqiong. Bearing fault identification based on deep belief network [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(2): 340-347. (in Chinese)
- [14] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [15] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [16] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series [J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.



第一作者简介: 张建宇, 男, 1975年8月生, 副教授。主要研究方向为机电设备故障诊断和系统结构动力学分析。曾发表《基于信源估计和频域反卷积的滚动轴承故障特征分离与辨识》(《中国机械工程》2017年第28卷第1期)等论文。
E-mail: zhjy_1999@bjut.edu.cn