

文章编号:1006-1355(2020)05-0089-06+132

小样本下基于迁移学习的轴承状态识别方法

曹 宁¹, 江志农¹, 高金吉²

(1. 北京化工大学 教育部国防重点实验室, 北京 100029;
2. 北京化工大学 诊断与自愈工程研究中心, 北京 100029)

摘 要:传统的基于机器学习的滚动轴承状态识别方法需要满足两个前提条件,即目标数据量充足、训练数据和测试数据分布相同。然而在实际工程中,滚动轴承的工作环境非常复杂,无法满足上述条件。为了解决上述问题,提出一种基于加权混合核迁移成分分析(Weighted Mixed Kernel Transfer Component Analysis, WKTCA)的栈式自编码(Stacked Auto-Encoder, SAE)神经网络的轴承状态识别方法,用于目标数据不足时滚动轴承的状态识别。该方法引入源域数据,利用迁移成分分析(Transfer Component Analysis, TCA)理论构造加权混合核函数,将源域数据与目标域数据映射到同一特征空间进而实现迁移学习(Transfer learning, TL);进一步将特征值输入到具有分类功能的SAE神经网络进行特征自学习和轴承状态识别。对比分析不同数量的目标数据对轴承状态识别准确率的影响,实验结果表明,WKTCA算法可明显缩小目标域数据与源域数据的分布差异,并实现小样本下轴承状态的准确识别。

关键词:故障诊断;加权混合核迁移成分分析;栈式自编码神经网络;迁移学习;状态识别;滚动轴承

中图分类号: TH133.3

文献标志码: A

DOI编码: 10.3969/j.issn.1006-1355.2020.05.015

Rolling Bearing State Recognition Based on Transfer Learning under Small Samples

CAO Ning¹, JIANG Zhinong¹, GAO Jinji²

(1. National Defense Key Laboratory of Ministry of Education,

Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;

2. Diagnostic and Self-healing Engineering Research Center, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract : Traditional state recognition method for rolling bearings based on machine learning needs to meet two pre-requisites that the target data is sufficient and the training data and test data should have the same probability distribution. However, in engineering practice, the working environment of rolling bearings is very complicated and the above-mentioned conditions cannot be always satisfied. In order to solve the above problems, a rolling bearing state recognition method based on weighted mixed kernel transfer component analysis (WKTCA) and stacked auto-encoder (SAE) neural network is proposed, which can be used for the state recognition of rolling bearings in the case of insufficient data. This method uses transfer component analysis (TCA) theory to construct a multi-kernel function and maps the source data and target data into a same potential space to realize the transfer learning (TL). Then, the feature vectors are input into SAE neural network with classification function for feature self-learning and bearing state recognition. The effects of different amounts of target data on the accuracy of bearing state recognition are compared and analyzed. The experimental results show that the WKTCA algorithm can significantly reduce the distribution difference between the target data and the source data, and accurately identify the bearing status under small samples.

Keywords : fault diagnosis; weighted mixed kernel transfer component analysis; stacked auto-encoder neural network; transfer learning; state recognition; rolling bearing

收稿日期:2019-11-15

基金项目:装备发展部十三五预研资助项目(41404030202);
GF973资助项目(BHJG2015013)

作者简介:曹宁(1993-),女,山西省大同市人,硕士研究生,
主要研究方向深度学习与故障诊断。

通信作者:江志农(1967-),男,山东省青岛市人,博士生导师,
教授,主要研究方向为大型机组远程实时监测、自动诊断专家系统。

E-mail: jiangzhinong@263.net

滚动轴承作为大型旋转机械设备中的关键零件,具有负载重、转速快等特点,是最易发生故障的工业零件之一。据统计,在旋转机械的所有故障中,因为轴承失效造成的故障约占30%^[1]。因此,对大型企业来说,实现滚动轴承的故障诊断与状态识别显得尤为重要。早期的轴承状态检测与故障诊断方法主要基于滚动轴承的振动机理,利用信号分析与

处理技术提取数据特征,从而实现轴承的故障诊断^[2-5]。此类方法为轴承诊断系统的发展奠定了基础,但是该方法过于依赖专家诊断经验。近年来,机器学习以及深度神经网络在图像识别和自然语言处理等领域取得不错的效果,因此,越来越多的学者将其应用于滚动轴承的状态监测^[6],如决策树,支持向量机,长短时记忆网络,卷积神经网络^[7-11]等。虽然上述方法在轴承的状态识别中已经取得较好的结果,但其模型有效必须满足两个前提:

(1) 训练数据和测试数据的来源相同、分布相同;

(2) 目标数据量充足。

然而,在实际的应用中,滚动轴承的工况环境十分复杂。在轴承的运行期间,只能采集有限的故障数据,甚至到没有数据。同一型号的滚动轴承在不同的工作环境下,采集的振动数据的分布也不相同,这将导致已训练的模型泛化能力低,甚至模型不再适用。因此,滚动轴承的故障诊断和状态识别系统面临着正常数据多而故障数据少以及模型泛化能力低的问题。如何在故障数据量稀少的情况下,实现轴承状态的准确识别是目前亟待解决的问题。

为了解决目标数据量不足的问题,大多数机器学习算法常采用重采样或人造数据的方法,但此类方法不能保证诊断结果的准确性^[12]。自1995年NIPS专题研讨会“Learning to Learn”以来,迁移学习作为一种跨数据、跨模型和跨任务的学习方法,在深度学习领域中引起越来越多的关注^[13-14]。迁移学习利用数据、任务或模型之间的相似性,将源域学习的知识迁移到目标域,进一步提高模型在目标域上的性能。Yosinski等首先进行深度学习的迁移研究,并指出迁移学习可以解决目标数据少、数据分配不均衡等问题^[15]。迁移成分分析(Transfer Component Analysis, TCA)方法最早是由PAN等提出的一种基于特征的迁移学习方法^[16]。TCA通过构造核函数将不同来源的数据映射到一个再生的希尔伯特空间,有效地缩小了不同域数据的分布差异^[16]。但该方法需要提前获取源域数据与目标域数据的一些交叉特征,不能直接对源域数据和目标域数据做迁移学习,而且单核TCA存在泛化能力低以及鲁棒性差的问题。

因此,本文通过引入多核核函数和核平衡因子 λ ,构造加权混合核迁移成分分析方法。同时,采用 $A - \text{Distance}$ 准则近似 λ ,动态平衡各个核函数,进而有效地缩小目标域数据和源域数据的分布差异。最后利用SAE神经网络强大的拟合能力进行特征自学习,实现滚动轴承的状态监测。实验结果表明,

该方法可以直接对源域数据和目标域数据做迁移学习,无需提取源域数据和目标域数据的交叉特征,简化了数据处理过程,实现了小样本下轴承状态的准确识别。

1 迁移成分分析

1.1 迁移成分分析原理

TCA是以最大化均值差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD)为度量准则完成两个域的空间映射,其基本原理如下:

假设原始空间为 X ,源域数据和目标域数据分别为 $D_s = \{X_s, Y_s\}, D_T = \{X_T, Y_T\}$,其边缘分布和条件分布分别为 $P(X_s), P(X_T)$ 和 $P(Y_s/X_s), P(Y_T/X_T)$ 。其中 X_s, X_T 属于原始空间 X ; Y_s, Y_T 属于类别标签 Y 。在实际应用中,由于环境因素的影响导致 $P(X_s) \neq P(X_T), P(Y_s/X_s) \neq P(Y_T/X_T)$ 。本文假设存在映射函数 ϕ 满足 $P(\phi(X_s)) \approx P(\phi(X_T))$ 。TCA认为当两个域的边缘分布相同时,其条件分布也相同,即 $P(Y_s/\phi(X_s)) \approx P(Y_T/\phi(X_T))$ 。令 ϕ 为普通的核函数映射,目标域数据和源域数据之间的MMD距离如下:

$$\text{Distance}(X_s, X_T) =$$

$$\left\| \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \phi(x_{s_i}) - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \phi(x_{t_j}) \right\|_H^2 \quad (1)$$

其中: x_{s_i} 表示源域的第 i 个样本的特征向量; x_{t_j} 表示目标域的第 j 个样本的特征向量; n_s, n_t 分别为源域数据和目标域数据的样本数。映射函数 ϕ 不仅满足两个边缘分布 $\phi(X_T)$ 和 $\phi(X_s)$ 的MMD距离最小,同时保持了 X_T 和 X_s 的重要性质。为了简化计算过程,引入核函数 K 和一个MMD矩阵 L ,公式(1)化简如下:

$$\text{Distance}(X_s, X_T) = \text{tr}(KL) \quad (2)$$

其中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示求矩阵的迹。 L 矩阵每个元素的计算方式如式(3),核函数 K 的计算公式如式(4):

$$L_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n_s^2}, & x_i, x_j \in X_s \\ \frac{1}{n_t^2}, & x_i, x_j \in X_T \\ -\frac{1}{n_s n_t}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$K = \begin{bmatrix} K_{s,s} & K_{s,t} \\ K_{t,s} & K_{t,t} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(n_s+n_t) \times (n_s+n_t)} \quad (4)$$

式(4)中: $K_{s,s}, K_{t,t}, K_{s,t}, K_{t,s}$ 分别代表源域,目标域及

跨域的核矩阵。核矩阵的元素为 $K_{ij} = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$, K_{ij} 表示核函数。为了进一步减少计算量,将核矩阵 K 映射到 m ($m \ll n_s + n_t$) 维空间,公式如下:

$$\tilde{K} = (K K^{-1/2} \tilde{W}) (\tilde{W}^T K^{-1/2} K) = K W W^T K \quad (5)$$

其中: $W = K^{-1/2} \tilde{W}$; $W^T K H K W$ 表示映射样本的方差; $H = I_{n_s + n_t} - [1/(n_s + n_t)] 11^T$ 表示中心矩阵; $1 \in R^{n_s + n_t}$ 是全为1的列向量; $I_{n_s + n_t} \in R^{(n_s + n_t) \times (n_s + n_t)}$ 是单位向量。

综上所述,TCA 最终的优化目标如下:

$$\begin{aligned} \min_W &= \text{tr}(W^T K L K W) + \mu \text{tr}(W^T W) \\ \text{s.t. } &W^T K H K W = I_m \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $\mu > 0$ 是平衡参数; I_m 是单位矩阵, $\text{tr}(W^T W)$ 用来控制 W 的复杂性; $W^T K H K W = I_m$ 用来维持数据的重要属性。由拉格朗日乘子法将上述非凸优化问题化为迹优化问题,具体过程不再赘述。

1.2 加权混合核迁移成分分析

在 TCA 中,常用的核函数有线性核函数、多项式核函数(Polynomial kernel, Ploy kernel)、高斯径向基核函数(Radial Basis Function, RBF kernel)以及 Sigmoid 核函数等。这些核函数分为全局核函数和局部核函数两类,前者学习能力弱、泛化能力强,后者学习能力强、泛化能力弱。下面对这两种不同类型的典型核函数进行简要分析。

1) 局部核函数。局部核函数的典型代表为高斯径向基核函数,它具有较强的表达样本局部特征的能力,且插值能力强,其表达式如下:

$$K_{\text{RBF}}(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

2) 全局核函数。全局核函数的典型代表是多项式核函数,公式如下:

$$K_{\text{Ploy}}(x_i, x_j) = [(x_i \cdot x_j) + 1]^d, \quad d \in Z^+ \quad (8)$$

3) 加权混合核函数

单一核函数对数据做特征空间变换具有一定的局限性。根据 Mercer 定理,构造同时具备全局特性和局部特性的加权混合核函数,如式(9)所示:

$$\begin{aligned} K'(x_i, x_j) &= \lambda K_{\text{RBF}}(x_i, x_j) + (1 - \lambda) K_{\text{Ploy}}(x_i, x_j) = \\ &\lambda \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) + (1 - \lambda) [(x_i \cdot x_j) + 1]^d \end{aligned} \quad (9)$$

由式(9)构建的混合核矩阵具有以下性质:

$$K(x_i, x_j) = \begin{cases} (1 - \lambda) (\|x_i\|^2 + 1)^d, & x_i = x_j \\ K(x_i, x_j) = K(x_j, x_i), & x_i \neq x_j \end{cases} \quad (10)$$

式中: σ 为高斯径向基核函数的参数; d 是多项式核函数的阶次; K_{RBF} 和 K_{Ploy} 分别表示 RBF 和 Ploy 核函数。 $\lambda \in [0, 1]$ 表示平衡参数,用来平衡混合核的全

局和局部特性,本文运用 $A - \text{Distance}$ 原理近似给出平衡参数 λ 。 $A - \text{Distance}$ 被用来计算两个领域数据的相似程度,计算过程如下:

1) 使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在源域数据和目标域数据上训练一个二分类器 h 用来区分源域数据和目标域数据,并获得损失值 $\text{err}(h)$;

2) 计算源域数据和目标域数据的 $A - \text{Distance}$, 公式如下:

$$A(X_s, X_t) = 2(1 - 2\text{err}(h)) \quad (11)$$

3) 计算平衡参数 λ :

$$\lambda = \frac{A_{\text{Ploy}}(X_s', X_t')}{A_{\text{RBF}}(X_s', X_t') + A_{\text{Ploy}}(X_s', X_t')} \quad (12)$$

其中: X_s', X_t' 分别表示通过核映射后的源域数据和目标域数据。 $A_{\text{RBF}}(X_s', X_t')$ 和 $A_{\text{Ploy}}(X_s', X_t')$ 表示经过核映射后的 $A - \text{Distance}$ 值,其值越大说明经过核映射后的源域数据和目标域数据的差异越大,相应的核函数的权值应越小,反之亦然。

2 栈式自编码神经网络

2.1 自编码器

自编码器(Auto-Encode, AE)作为神经网络的经典模型之一,由编码和解码两部分组成,其结构如图1所示。AE 通过编码将高维空间的原始数据转化为低维空间的编码向量,再通过解码将低维空间的编码向量重构到高维空间的原始数据。

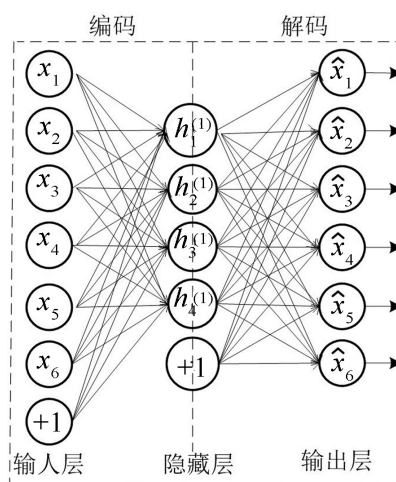


图1 AE结构图

假设输入层为 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, N 表示训练样本数。实现过程如下:

编码阶段:即信息从前向后传播。

$$\begin{aligned} h_1 &= f(z_1) \\ z_1 &= w_1 x_1 + b_1 \end{aligned} \quad (13)$$

式中: w_1 和 b_1 分别为编码阶段的权重和偏置; $f(\cdot)$

是激励函数,一般为sigmoid或tanh函数。

解码阶段:即信息从后向前传播。

$$\begin{aligned}\hat{x}_1 &= f(z_2) \\ z_2 &= w_2 h_1 + b_2\end{aligned}\quad (14)$$

式中: \hat{x}_1 为解码层的输出值即预测值,且 $w_2 = w_1^T$, w_2 和 b_2 分别为解码阶段的权重和偏置。

由上述过程可知,AE属于无监督训练。AE的训练过程就是在训练集 D 上寻找网络参数最小化重构误差,重构误差一般为平方差损失函数,表达式如下:

$$\begin{aligned}J_{AE} &= \sum_{x \in D} L(\hat{x}_1, x_1) \\ L(\hat{x}_1, x_1) &= \frac{1}{N} \|\hat{x}_1 - x_1\|^2\end{aligned}\quad (15)$$

式中: L 是重构误差函数,一般为平方差损失函数。当重构误差足够小时表明隐藏层的压缩特征向量保留了样本的大部分信息,可以代表原始数据。

2.2 栈式自编码神经网络

SAE神经网络是由多层自编码器组成的神经网络模型,即前一个自编码器的输出作为后一个自编码器的输入。SAE神经网络属于深度神经网络,与自编码网络相比表达能力更强,提取的特征更丰富。一个 m 层SAE神经网络每一个自编码器的编码过程如下:

$$\begin{aligned}a^{(l)} &= f(z^{(l)}) \\ z^{(l+1)} &= w^{(l,1)} a^{(l)} + b^{(l,1)}\end{aligned}\quad (16)$$

式中: $a^{(l)}$ 是第 l 个隐藏单元的激活值; $w^{(l,1)}$, $b^{(l,1)}$ 是第 l 个自编码器编码层的权重和偏置; $z^{(l)}$ 和 $z^{(l+1)}$ 分别是第 l 层和 $l+1$ 层的输入; $f(*)$ 是激励函数。SAE神经网络在解码过程中信息从后向前传递,过程如下:

$$\begin{aligned}a^{(m_l+1)} &= g(z^{(m_l+1)}) \\ z^{(m_l+1+1)} &= w^{(m_l-1,2)} a^{(m_l+1)} + b^{(m_l-1,2)}\end{aligned}\quad (17)$$

式中: $a^{(m_l)}$ 是最深的隐藏单元的激活值,表示对特征的更高的抽象; $g(*)$ 表示第 l 个解码层的激励函数; $w^{(m_l-1,2)}$, $b^{(m_l-1,2)}$ 是解码层的参数。

本文以两层SAE神经网络分类为例,描述整个网络训练过程:首先,利用输入数据训练第一个自编码器;然后,将第一个自编码器编码层的激活值作为第二个自编码器的输入,训练得到第二个编码器的权重和偏置。以此类推,便可以训练得到整个SAE神经网络的参数,训练下一层神经网络时,保证前层神经网络参数不变。最后将编码层堆栈得到栈式自编码网络。为了实现分类功能,在顶层加入分类层,它的神经元个数即为故障类别数。结构图如下:

栈式自编码神经网络实现分类功能主要包括两个过程:

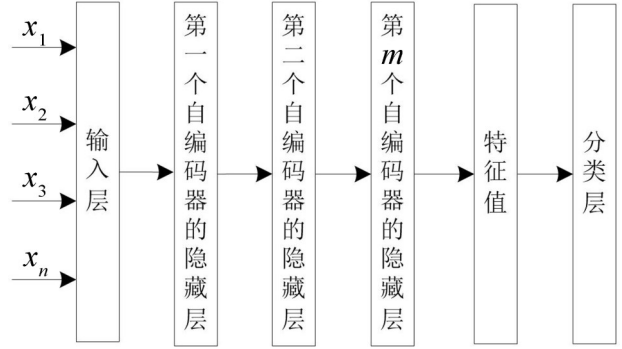


图2 栈式自编码神经网络

1) 模型预训练。逐层训练网络,初始化网络模型参数;

2) 微调网络。在网络顶层加入分类层微调训练参数,进而实现分类功能。本文将平方差损失函数作为过程1的目标函数,交叉熵损失函数作为过程2的目标函数。平方差损失函数在2.1节中详细阐述,交叉熵损失函数如下:

$$\begin{aligned}J[\theta] &= -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \log(h_\theta(x_i)) + \\ &\quad (1 - y_i) \log(1 - h_\theta(x_i))\end{aligned}\quad (18)$$

式中: θ 是神经网络参数; (x_i, y_i) 是训练样本; $h_\theta(x_i)$ 是预测标签; N 表示训练样本的个数。SAE作为一种典型的深度学习网络模型,具有特征数据重构原始数据的特性,可以自动提取特征,能够得到原始数据中更加丰富的细节信息,具有强大的特征表达能力,在故障诊断中具有降噪滤波和特征提取的功能。

3 基于迁移学习的轴承状态监测

本文提出的基于加权混合核迁移成分分析的栈式自编码神经网络的滚动轴承状态识别方法有效地解决了目标数据少、状态识别率低的问题,且该方法无需提取源域数据与目标数据的交叉特征。该模型包括数据预处理,特征提取,特征自学习,状态识别四个部分,其算法流程如图3。

具体实现过程如下:

(1) 数据预处理。将不同来源的目标数据与源域数据做傅里叶变换,取其正频域部分做归一化处理使其幅值范围为 $[0, 1]$ 。

(2) 特征提取。依据TCA理论,构造加权混合核函数,将源域与目标域预处理后的数据映射到同一个特征空间,缩小目标数据与源域数据的分布差异。

(3) 特征自学习。将映射后的目标域数据分为两部分,一部分与映射后的源域数据结合作为训练样本训练模型,另一部分做测试样本验证模型性能。模型训练包括无监督预训练和模型微调两部分。无

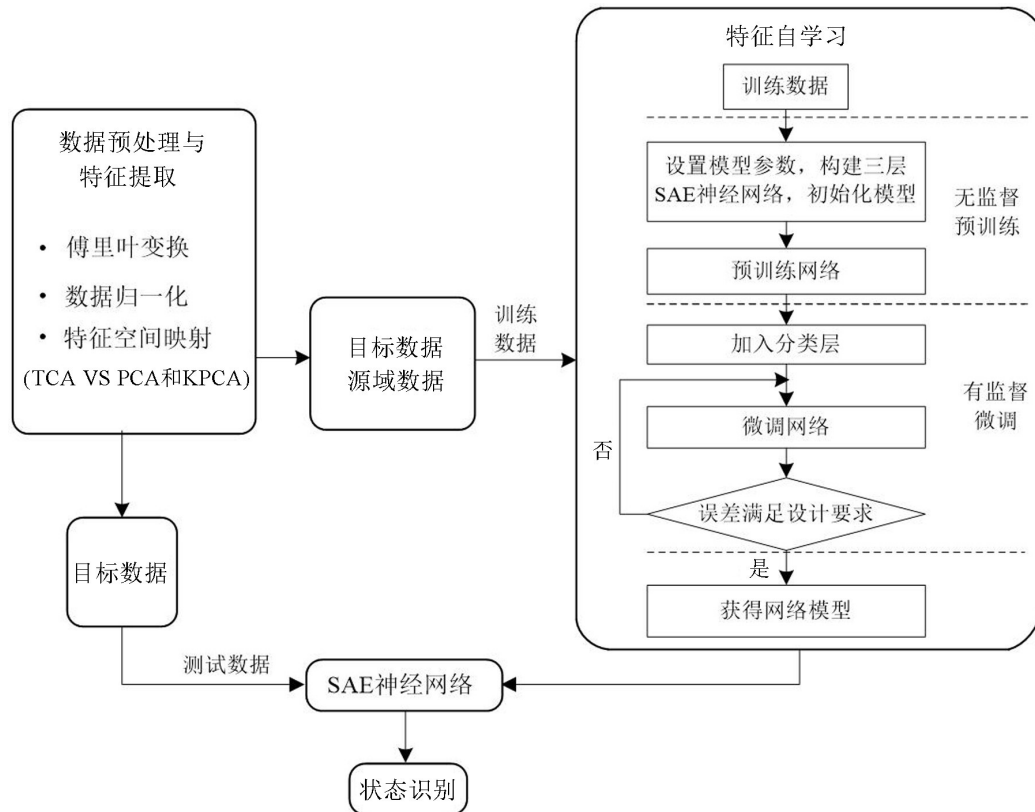


图3 基于WKTCA-SAE网络的轴承状态识别方法

监督预训练通过设置网络结构参数(如隐含层层数,各层神经元个数,学习率等)构建栈式自编码神经网络,进一步使用训练样本逐层训练模型,即每个AE的输出作为下一个AE的输入,直到完成 m 个AE的预训练。模型微调过程就是在模型顶层加入分类层,输入带标签的训练样本对预训练参数进行微调。

4) 状态识别。输入测试样本验证模型泛化能力。

4 实验研究与模型性能分析

4.1 模型性能分析

为了验证模型的可行性与有效性,将提出的方法应用于轴承状态识别。本次实验的目标数据 $T1$ 来源于广西石化厂某机泵轴承的振动信号,目标数据 $T2$ 来源于西储大学驱动端轴承,采样频率为48 kHz的振动信号。源域数据(S)来源于西储大学驱动端轴承,采样频率为12 kHz的振动信号,其三种故障直径代表三种源域数据 A, B, C ,详细信息见表

1. 源域数据和目标数据仅包含正常、内圈故障和外圈故障三种状态。目标数据和源域数据来源于不同型号、不同损伤程度和不同转速的轴承数据,满足迁移学习中目标域与源域的数据分布不同但相关的前提。

目标数据与源域数据的每个样本包含512个振动点。首先,将源域数据与目标域数据做傅里叶变换后做归一化,并取其正频域部分做为特征向量,其维度为256;然后,将特征向量经混合核TCA算法降至64维,并将其作为特征值输入具有分类功能的SAE网络模型。通常情况下,在SAE的网络结构中,网络层数越多则学习效果越好且网络表达能力越强,但是网络层数太深将导致模型训练困难。经过前期实验,本文的SAE网络模型包含三个编码层,每个编码层的神经元个数分别是:64, 32和16,分类层的神经元个数等于故障类别数为3。其中,每组训练数据包含100个样本,每批次训练数据中源域数据是目标数据的9倍,训练的迭代次数为100。

表1 源域数据与目标域数据的振动信号参数表

	数据	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	采样频率/kHz	故障直径/mm	负载/W
源域(S)	A			0.177 8	
	B	1 730	12	0.355 6	0
	C			0.533 4	
目标域(T)	$T1$	3 000	25.6	未知	未知
	$T2$	1 750	48	0.533 4	0

经多次实验确定,平衡参数 μ 为1,高斯径向基核函数的参数 σ 为3;多项式核函数阶次 d 是2。

本次实验每组测试数据包含100个样本,将10次测试的平均状态识别准确率作为最终的状态识别准确率。状态识别准确率就是分类正确的样本数量与整组样本数量的比值。在三种不同的源域数据A、B和C下,目标数据的样本量对本文提出的模型的诊断结果影响如表2所示。试验结果表明:当目标数据的样本量较少时,本文提出的方法可以达到较高的状态识别准确率,实现了小样本下轴承的状态准确识别。同时,在不同源域数据和目标域下,该方法仍可以达到较高的状态识别准确率,表明该模型的泛化性能较高。

表2 不同目标样本数的识别准确率/(%)

样本数	A/T1	B/T1	C/T1	A/T2	B/T2	C/T2
10	90.00	88.99	85.33	86.76	80.57	89.90
20	93.99	98.00	88.95	98.00	98.76	98.28
30	92.00	95.99	89.99	99.55	98.56	98.47
40	93.99	93.50	93.33	99.33	99.52	98.56
50	91.99	97.90	96.60	99.71	99.62	99.10
60	93.99	97.80	94.95	98.90	98.56	99.65
70	97.20	95.04	94.38	99.80	98.63	98.56
80	98.90	95.71	94.47	99.71	99.50	99.10
90	97.00	94.95	93.61	100.00	98.63	99.80
100	100.00	98.99	95.99	100.00	99.80	99.95

4.2 混合核TCA与其他算法比较

(1) 在源域A和目标域T1的情况下,混合核和单核TCA进行对比,试验结果如图4所示。基于WKTCA-SAE模型的测试状态识别准确率远高于基于RBF_TCA, Ploy_TCA和Linear_TCA的SAE神经网络模型。

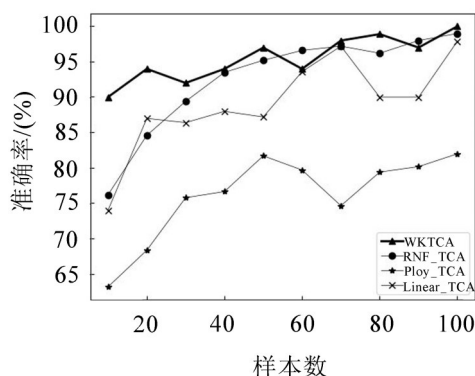


图4 不同核函数的诊断准确率

由此可知,混合核核函数在处理源域数据和目标数据不平衡时具备较好的优势,可以更有效地缩小不同域数据的差异。

(2) 在源域A和目标域T1的情况下,混合核和其他特征映射方法对比试验结果如图5所示。

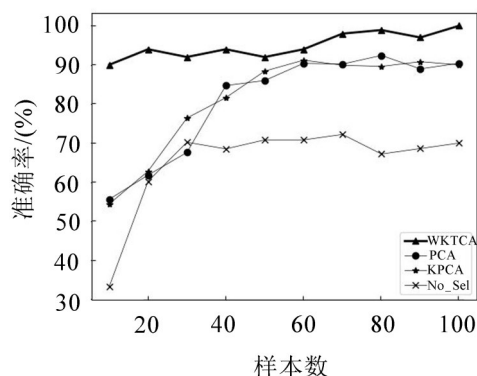


图5 不同特征映射方法的诊断准确率

其中No_Sel表示未做特征迁移的原始数据。随着目标样本数的逐渐增多,基于WKTCA、PCA和KPCA迁移算法模型的诊断准确率整体呈上升趋势,其中经WKTCA特征迁移后的诊断模型的诊断准确率普遍高于经PCA和KPCA空间映射的方法,并且也高于未使用特征迁移的诊断模型。当样本数较少时,本文提出的方法的状态识别准确率远高于其他三种方法。

5 结语

本文根据迁移成分分析理论构造混合核核函数明显缩小了目标域数据与源域数据的分布差异,进一步利用栈式自编码神经网络完成特征自学习。该方法实现了小样本下轴承的状态的准确识别。经实验验证得到以下结论:

(1) 提出WKTCA算法可以完成对不同域的数据的迁移学习,无需手动提取两个域的交叉特征。构造的加权混合核函数提高了特征空间的映射能力,可以有效地缩小不同域的分布差异,解决了实际应用中目标数据不足的问题。

(2) 运用A-Dis tan ce原理,计算加权混合核的平衡参数 λ ,进而动态平衡全局核函数和局部核权值。

(3) 基于WKTCA算法的SAE网络模型的轴承状态识别率明显高于其他特征映射方法,特别在目标样本数较少时效果更加明显。实验表明,该方法实现了小样本下的滚动轴承状态准确识别。

参考文献:

- [1] 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, 2017, 53(2): 20-25.

(下转第132页)

性,实现了利用轴箱振动加速度计算行驶状态高速列车轴箱轴承载荷的目的。

参考文献:

- [1] 高磊, 郭平波. 高速动车组轴箱静强度疲劳强度试验载荷的确定[J]. **机械**, 2014, 41(9): 1-3+34.
- [2] 郑敏. 基于振动信息的转子系统载荷识别方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2016.
- [3] 魏巍. 基于支承反力测试的轴承载荷辨识[D]. 上海: 上海交通大学, 2014.
- [4] 毛玉明, 林剑锋, 刘靖华, 等. 动载荷反演分析技术研究综述[J]. **动力学与控制学报**, 2014, 12(2): 97-104.
- [5] 胡兴柳, 梁大开, 陆观. 基于光纤智能夹层和模糊RBF神经网络的飞行器载荷识别[J]. **南京航空航天大学学报**, 2009, 41(4): 491-495.
- [6] 张运良. 冰载荷的识别及冰激振动的实验与数值模拟[D]. 大连: 大连理工大学, 2002.
- [7] 付春雨, 单德山, 李乔. 基于车致振动响应的铁路桥梁损伤位置[J]. **西南交通大学学报**, 2011, 46(5): 719-725.
- [8] FURUKAWA A. A method to predict vertical vehicle motion caused by track irregularities[J]. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit**, 2016: 0954409716634394.
- [9] GUO S, LIU H, WEI X. Estimation of lateral track irregularity based on an unknown input identification filter[C]// International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence (ACAI 2012). IET, 2012.
- [10] UHL T, CHUDZIKIEWICZ A. Identification of operational loading forces for mechanical structures[C]. IFTOMM, 2004.
- [11] UHL T. The inverse identification problem and its technical application[J]. **Archive of Applied Mechanics (Ingenieur Archiv)**, 2007, 77(5): 325-337.
- [12] 刘德昆, 李强, 王曦, 等. 动车组轴箱轴承基于实测载荷的寿命预测方法[J]. **机械工程学报**, 2016, 52(22): 45-5.

(上接第94页)

- [2] LIU HONGMEI, WANG XUAN, LU CHEN. Rolling bearing fault diagnosis based on LCD-TEO and multifractal detrended fluctuation analysis[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2015, 60: 273-288.
- [3] WU SHUEN, WU CHIWEN, WU POHONG, et al. Bearing fault diagnosis based on multiscale permutation entropy and support vector machine[J]. **Entropy**, 2012, 8(8): 2650-2654.
- [4] 马波, 江志农. 基于Hilbert变换的包络分析及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. **北京化工大学学报**, 2004, 31(4): 36-39.
- [5] 胥永刚, 孟志鹏, 赵国亮. 基于双树复小波变换的轴承复合故障诊断研究[J]. **仪器仪表学报**, 2014, 35(2): 447-452.
- [6] CHEN XIHUI, CHENG GANG, SHAN XIANLEI, et al. Research of weak fault feature information extraction of planetary gear based on ensemble empirical mode decomposition and adaptive stochastic resonance[J]. **Measurement**, 2015, 73 (2): 55-67.
- [7] 赵庆恩. 基于小波包能量一决策树的滚动轴承混合故障诊断[J]. **测量与仪器**, 2016, 6(10): 43-46.
- [8] 张建付. 基于长短时记忆神经网络的风电机滚动轴承故障诊断方法[J]. **计算机测量与控制**, 2017, 25(1): 16-19.
- [9] 李恒, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. **振动与冲击**, 2018, 37(19): 124-131.
- [10] WANG FENGTAO, LIU XIAOFEI, DENG GANG, et al. Remaining life prediction method for rolling bearing based on the long short-term memory network[J]. **Neural Process Lett**, 2019, 10: 1-18.
- [11] 郭亮, 高宏力, 张一文, 等. 基于深度学习理论的轴承状态识别研究[J]. **振动与冲击**, 2016, 35(12): 169-170.
- [12] 向鸿鑫, 杨云. 不平衡数据挖掘方法综述[J]. **计算机工程与应用**, 2019, 55(4): 1-16.
- [13] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. **IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering**, 2010, 22 (10): 1345-1359.
- [14] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. **软件学报**, 2015, 26(1): 26-39.
- [15] YOSINSKI J, CLUNE J, BENGIO Y, et al. How transferable are features in deep neural networks?[J]. **In Advances in Neural Information Processing Systems**, 2014, 27 (14): 3320-3328.
- [16] PAN S J, TSANG I W, KWOK J T, et al. Domain adaptation via transfer component analysis[J]. **IEEE Transactions on Neural Networks**, 2011, 22(2): 199-210.