

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006116

非负自编码网络基于部分特征表示的变工况 滚动轴承状态识别*

张焱¹, 冯乔琦¹, 黄庆卿¹, 陈仁祥²

(1. 重庆邮电大学 工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065;
2. 重庆交通大学机电与车辆工程学院 重庆 400074)

摘要:为获取数据基于部分特征表示及提升稀疏性,在深度网络中嵌入非负约束,并提出基于非负约束自编码深度网络的滚动轴承状态识别方法。堆栈多个自编码器以及分类层,构建状态特征自学习与状态识别一体化模型。以轴承振动信号时频幅值谱作为网络输入,采用嵌入非负约束限制的无监督逐层预训练和有监督微调算法实现模型优化。深度网络逐层自编码提取数据内在特征,非负约束和加噪编码提升了深度网络的基于部分特征表示能力,并降低了工况变化、噪声干扰等因素影响。将所提方法分别应用于两类滚动轴承的振动数据分析,对时变工况下4种不同状态轴承以及恒定工况下8种不同状态轴承的平均识别准确率分别为97.99%和97.32%,其中保持器不同磨损程度轴承平均识别准确率为95.64%,同时所提方法在不同加噪情况下表现出良好抗噪能力。

关键词:滚动轴承;状态识别;变工况;自编码;深度网络;非负约束

中图分类号: TH165+.3 TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Rolling bearing state recognition under variable condition using part-based representation of nonnegativity constrained autoencoder networks

Zhang Yan¹, Feng Qiaoqi¹, Huang Qingqing¹, Chen Renxiang²

(1. Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: To learn part-based representation of data and enhance sparseness, this study demonstrates the embedding of nonnegativity constraints in the deep network. A state recognition method for rolling bearing is proposed based on the deep autoencoder neural network with nonnegative constraints. Multiple autoencoders and a classification layer are stacked to formulate an integrated model for feature self-learning and state recognition. The bearing vibration time-frequency spectrogram is taken as input, and the model is optimized by combining unsupervised layer-wise pre-training and supervised finetuning. Both of them are with the nonnegativity constraints embedding. The deep network encodes and extracts the intrinsic feature of data layer by layer. The nonnegative constraints and denoising encoding improve the part-based representation ability of deep network. And the influence of condition variation and noise interference is decreased. The proposed method is applied to the vibration data analysis of two kinds of rolling bearings. The average recognition accuracy of four different state bearings under variable conditions and eight different state bearings under constant conditions are 97.99% and 97.32%, respectively. The average recognition accuracy of bearings with different retainer wear levels is 95.64%. Meanwhile, the proposed method shows good anti-noise capability under different levels of noise.

Keywords: rolling bearing; state recognition; variable condition; autoencoder; deep network; nonnegative constrain

收稿日期:2020-02-24 Received Date:2020-02-24

* 基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1700200)、国家自然科学基金(51705056、51975079、51605065)、重庆市技术创新与应用示范产业类重点研发(cstc2018jszx-cyzdX0131)、重庆市自然科学基金(cstc2018jcyjAX0139)资助

0 引言

滚动轴承是旋转机械中关键且易失效的零部件之一,其安全可靠运行对于保障设备性能具有重要意义^[1-2]。现有滚动轴承诊断与预测研究多集中于恒定工况下的故障模式分类研究^[2-5],而滚动轴承性能退化是一种依存于服役时间的连续演化过程,相较于常规“事后诊断”,变工况下滚动轴轻微损伤甚至早期退化状态的准确识别对于指导预测性维护工作等具有更大价值^[6]。

滚动轴承状态识别本质上是模式识别问题,轴承状态特征提取与分类识别是其关键性步骤。传统的轴承状态评估与诊断主要基于信号处理技术(如统计分析、傅里叶变换、包络解调、小波变换和经验模式分解等)与工程经验提取特征指标完成状态识别^[2]。该类方法存在特征构建依赖前期工程经验、固定模式特征提取难以适应不同应用、特征提取和分类识别二者独立难以实现整体优化等局限,在变工况、噪声干扰及故障模式不显著时效果欠佳。近年来,深度学习在许多分类识别任务中取得了显著成果,深度网络基于多个映射层可实现复杂高维函数的表示,展现出了强大的表示能力和良好泛化性能^[7-8]。自编码深度网络是深度学习中最重要模型之一,在监测和诊断领域,文献[3]基于自编码网络开展旋转机械故障诊断,文献[4]基于自编码和长短时记忆网络开展故障检测,文献[8]基于稀疏自编码网络结构损伤识别。现有研究工作主要集中于典型故障模式、恒定工况下的诊断与判别研究,而变工况下早期退化相关状态识别研究较少。

有心理学和生理学相关研究^[9-10]认为大脑中存在基于部分的表征,即使用分解后的部分表示原始数据时使用“叠加”操作,同时有研究表明^[5,9]基于部分的特征表示通常具备稀疏性、有助于揭示原始数据的隐藏结构。受基于部分特征表示的思路启发,在对比分析自编码器和非负矩阵分解(negative matrix factorization, NMF)(一种典型的基于部分特征表示算法)的基础上,本文试图训练一个能够实现基于部分特征表示的自编码深度网络,以提升网络的性能。

自编码网络是在给定的优化目标和约束条件下完成训练优化,对其训练过程施加特定的约束能促使其学习到原输入数据的特定表达^[11-14]。本文通过在自编码深度神经网络训练过程嵌入非负约束限制,构建一种深度非负约束自编码网络(deep nonnegativity constrained autoencoder, DNCAE),并用于滚动轴承状态识别。对自编码器进行堆栈以挖掘高维输入数据的隐藏特征,给出原始数据在不同层次上的“整体-部分”的结构化特征表示。在自编码器中嵌入非负约束以挖掘数据隐藏结构、

强化隐藏层稀疏性以及实现基于部分的特征表示,并结合加噪编码进一步降低工况变化与噪声干扰等因素对网络性能的影响,而有监督微调则实现了深度网络特征自学习与模式识别的整体优化。

1 基于 DNCAE 的轴承状态识别方法

1.1 自编码基本原理

自编码器(autoencoder, AE)为由编码器和解码器构成的3层网络,如图1所示,其旨在输出端重构原输入数据,总体流程为:对于样本集 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_m\}$, $\mathbf{x}_i \in [0, 1]^D$, m 为样本数, D 为样本维数,编码器将各输入向量由高维空间转换为低维特征空间编码矢量 $\mathbf{h} = \{\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_i, \dots, \mathbf{h}_m\}$, $\mathbf{h}_i \in [0, 1]^d$,表示为:

$$\mathbf{h} = f_{\theta_1}(\mathbf{x}) = S_f(\mathbf{W}_1 \mathbf{x} + \mathbf{b}_1) \quad (1)$$

式中:编码器参数集 $\theta_1 = \{\mathbf{W}_1, \mathbf{b}_1\}$,权重矩阵 $\mathbf{W}_1 \in R^{d \times D}$,偏差向量 $\mathbf{b}_1 \in R^{d \times 1}$; S_f 为编码器激活函数。解码器基于 d 维特征空间编码矢量 \mathbf{h} 对原始输入 \mathbf{x} 进行重构,记输入样本集对应重构向量集为 $\hat{\mathbf{x}} = \{\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_i, \dots, \hat{\mathbf{x}}_m\}$, $\hat{\mathbf{x}}_i \in [0, 1]^D$,则解码过程可表示为:

$$\hat{\mathbf{x}} = f_{\theta_2}(\mathbf{h}) = S_g(\mathbf{W}_2 \mathbf{h} + \mathbf{b}_2) \quad (2)$$

其中,解码器参数集 $\theta_2 = \{\mathbf{W}_2, \mathbf{b}_2\}$,权重矩阵 $\mathbf{W}_2 \in R^{D \times d}$,偏差向量 $\mathbf{b}_2 \in R^{D \times 1}$,且有 $\mathbf{W}_2 = \mathbf{W}_1^T$, S_g 为解码器激活函数。激活函数 S_f 与 S_g 通常可取 Sigmoid 函数 $\sigma(x) = 1/(1 + \exp(-x))$ 。

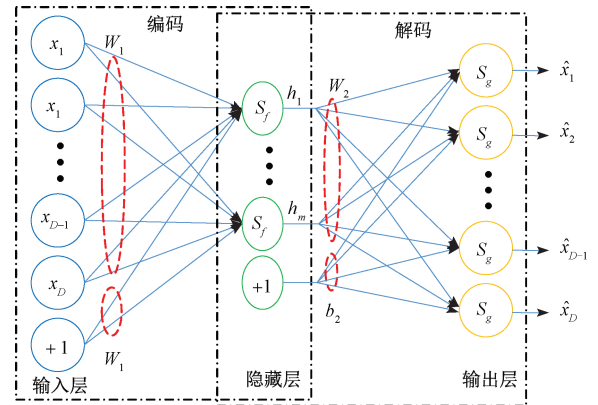


图1 自编码器结构

Fig.1 Structure of autoencoder

1.2 非负约束及其基于部分的特征表示

样本集 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_m\}$, $\mathbf{x}_i \in [0, 1]^D$ 可看作 $D \times m$ 维矩阵,根据矩阵分解理论,矩阵 \mathbf{x} 可表示为:

$$\mathbf{x} \approx \mathbf{W}\mathbf{H}, \mathbf{W} \in R^{D \times d}, \mathbf{H} \in R^{d \times D} \quad (3)$$

即列向量 \mathbf{x}_i 可由以 $\mathbf{H}_i = [h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{ij}, \dots, h_{id}]^T$ 作为加权因子的矩阵 \mathbf{W} 的各基向量以线性组合方式

逼近。

多种算法如 NMF、主成分分析和矢量量化均符合式(3)所示的矩阵分解框架^[9]。与其他矩阵分解方法相比,NMF的核心要素是将数据表示为体现数据局部特征的纯加性描述的基向量的线性组合。通过在矩阵分解中加入非负约束,列向量 \mathbf{W}_i 捕捉 \mathbf{x} 的一个局部,对于一个特定的列向量 \mathbf{x}_i 的重构,矩阵 \mathbf{W} 的所有列并不一定是必须的,也即 \mathbf{W} 是一个冗余集合,列向量 $\mathbf{H}_i = [h_{i1}, h_{i2}, \dots, h_{ij}, \dots, h_{id}]^T$ 中的某些因子将是或至少是接近零,也即具稀疏性。

比较式(3)和式(1)、(2)可知,自编码器可以看作是矩阵分解框架的一种扩展,即引入偏差向量以及以激活函数为基础的映射。特别地,当 $S_f(x) = S_g(x) = x$ 且 $\mathbf{b}_1 = \mathbf{b}_2 = \mathbf{0}$ 时,式(2)转化为 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{W}_2 \mathbf{h} = \mathbf{W}_1^T \mathbf{h}$,与 NMF 完全等价。值得注意的是,自动编码器中激活函数的应用使得逼近复杂函数成为可能。受 NMF 基于部分特征表示的思路启发,通过在自编码器中实现基于部分的特征表示有望提高自编码器性能。

1.3 非负约束自编码网络

考虑在自编码器中嵌入非负约束,形成非负约束自动编码器(nonnegativity constrained autoencoder, NCAE)。NCAE 的结构与常规 AE 具有相同的网络结构,如图 1 所示,均由编码器与解码器所组成,不同之处在于网络训练所用代价函数中考虑了非负性稀疏约束限制^[11-12]。自编码器优化目标可转换为基于样本集 x 寻找最小化重构误差的模型参数集 $\{\theta_1, \theta_2\} = \{\mathbf{W}_1, \mathbf{b}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{b}_2\}$,基于平方误差的重构误差可由式(4)计算得到。

$$J_E(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m \frac{1}{2} \|\mathbf{x}_r - S_g(S_f(\mathbf{x}_r))\|^2 \quad (4)$$

对于常规 AE,其代价函数通常写为:

$$J_{AE}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = J_E(\mathbf{W}, \mathbf{b}) + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^2 \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} (w_{ij}^{(l)})^2 \quad (5)$$

式中: $\frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^2 \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} (w_{ij}^{(l)})^2$ 为用于避免过拟合的权重衰变约束项; λ 为平衡权重约束项的系数; s_l 为第 l 层神经元个数; $w_{ij}^{(l)}$ 为第 l 层第 j 个神经元与第 $l+1$ 层第 i 个神经元之间的权重参数。

在自编码器中嵌入非负约束,即限制 $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2 \geq 0$ 。为尽可能减少每一层中非负权值的数量,强化编码器的稀疏性和降低平均重构误差,考虑将式(5)中权重衰变约束项 $(w_{ij}^{(l)})^2$ 修改为:

$$f(w_{ij}^{(l)}) = \begin{cases} (w_{ij}^{(l)})^2, & w_{ij}^{(l)} < 0 \\ 0, & w_{ij}^{(l)} \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

嵌入非负约束能有助于提升传统 AE 的稀疏性和减少 AE 的重建误差。稀疏性表达可在压缩数据量及发现

高维空间中数据潜在结构的前提下给出原始输入数据的相对低维特征表达^[13]。关于稀疏性,设 $\mu_j(\mathbf{x}_r)$ 表示输入 \mathbf{x}_r 下隐藏神经元 j 的激活度,则该神经元的平均激活度为:

$$\hat{p}_j = \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m \mu_j(\mathbf{x}_r) \quad (7)$$

通过限制平均激活度 $\hat{p}_j = p$, p 为接近于 0 的一个参数。采用基于 KL(Kullback-Leibler)散度函数限制隐藏神经元的激活度作为施加稀疏约束的代价函数,KL 散度定义为:

$$J_{KL}(p \parallel \hat{\mathbf{p}}) = \sum_{j=1}^d p \log \frac{p}{\hat{p}_j} + (1-p) \log \frac{1-p}{1-\hat{p}_j} \quad (8)$$

式中: $\hat{\mathbf{p}}$ 为隐藏神经元平均激活度向量,当 $p = \hat{p}_j$ 时, $KL(p \parallel \hat{p}_j) = 0$,否则 $KL(p \parallel \hat{p}_j)$ 会随着 \hat{p}_j 偏离 p 而逐渐增大,由于希望大多数的隐藏层神经元“不活跃”,故参数 p 应尽可能小且 $J_{KL}(p \parallel \hat{\mathbf{p}})$ 最小化。

嵌入非负约束的自编码器的代价函数可表示为:

$$J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = J_E(\mathbf{W}, \mathbf{b}) + \beta J_{KL}(p \parallel \hat{\mathbf{p}}) + \frac{\alpha}{2} \sum_{l=1}^2 \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} f(w_{ij}^{(l)}) \quad (9)$$

NCAE 训练目标是使代价函数式(9)最小化,NCAE 训练过程与传统 AE 训练方法一样,采用随机梯度下降法以迭代方式实现模型参数 (\mathbf{W}, \mathbf{b}) 的更新和优化^[12],即:

$$w_{ij}^{(l)} = w_{ij}^{(l)} - \eta \frac{\partial}{\partial w_{ij}^{(l)}} J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) \quad (10)$$

$$b_i^{(l)} = b_i^{(l)} - \eta \frac{\partial}{\partial b_i^{(l)}} J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) \quad (11)$$

式中: $\eta > 0$ 为学习速率,其决定参数更新的速度; $b_i^{(l)}$ 为第 $l+1$ 层第 i 个单元的偏置项; $J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ 关于权重 \mathbf{W} 的偏导数表示为:

$$\frac{\partial J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b})}{\partial w_{ij}^{(l)}} = \frac{\partial J_E(\mathbf{W}, \mathbf{b})}{\partial w_{ij}^{(l)}} + \beta \frac{\partial J_{KL}(p \parallel \hat{\mathbf{p}})}{\partial w_{ij}^{(l)}} + \alpha z(w_{ij}^{(l)}) \quad (12)$$

其中,

$$z(w_{ij}^{(l)}) = \begin{cases} w_{ij}^{(l)}, & w_{ij}^{(l)} < 0 \\ 0, & w_{ij}^{(l)} \geq 0 \end{cases} \quad (13)$$

$J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ 对 b 偏导数与常规 AE 的求法一致,表示为:

$$\frac{\partial J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b})}{\partial b^{(l)}} = \frac{\partial J_E(\mathbf{W}, \mathbf{b})}{\partial b^{(l)}} + \beta \frac{\partial J_{KL}(p \parallel \hat{\mathbf{p}})}{\partial b^{(l)}} \quad (14)$$

1.4 轴承状态识别算法

基于 DNCAE 的变工况轴承状态识别算法流程图如图 2 所示。级联多个 NCAE 以及分类层构成 DNCAE 网络,利用短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)时

频谱幅值模作为深度网络原始输入,采用无监督逐层预训练和有监督微调相结合方式实现深度网络优化,最后将测试样本输入训练完成的深度网络进行状态识别。

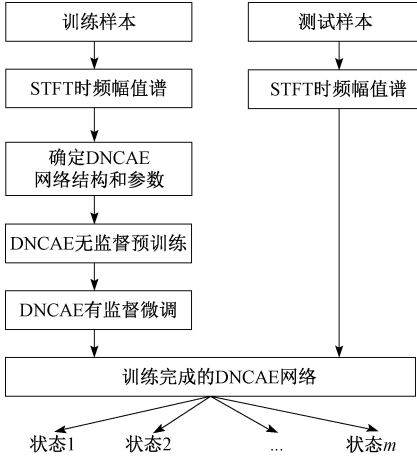


图2 所提算法流程

Fig.2 Flowchart of the proposed method

1) 样本预处理

采集轴承振动数据,划分训练样本和测试样本。由于实际获取的机械振动信号数据通常为正负交替,以STFT为代表的时频分析给出了信号的时频域表示,STFT定义为:

$$STFT(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x(t)\gamma^*(t-\tau)]e^{-j2\pi f\tau} dt \quad (15)$$

式中: $\gamma(t)$ 为一个宽度很短的窗函数。求取各样本的STFT时频谱,将STFT幅值模归一化列向量作为深度网络原始输入,幅值范围[0, 1]。

STFT幅值谱可对变工况非平稳信号的瞬时特征进行全面刻画,同时也更加契合非负约束自编码深度网络关于“非负性组合”的理念。

2) DNCAE深度网络构建与训练

NCAE仍为三层结构,属于浅层网络,对于复杂输入数据难以学习到有效的特征用于轴承退化状态表征。考虑对多个NCAE进行堆栈,并在最后添加一个Softmax分类层构成具备分类能力的非负约束自编码深度网络。 $NCAE_{l+1}$ 采用 $NCAE_l$ 的隐藏层输出作为其输入,即:

$$\begin{cases} h^{(l)} = S_f(\mathbf{x}^{(l)}) \\ \mathbf{x}^{(l+1)} = \mathbf{W}_1^{(l)} h^{(l)} + \mathbf{b}_1^{(l)} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $h^{(l)}$ 表示第 l 层编码器的输出; $\mathbf{x}^{(l)}$ 和 $\mathbf{x}^{(l+1)}$ 分别为第 l 和 $l+1$ 层编码器的输入; $\theta_1^{(l)} = \{\mathbf{W}_1^{(l)}, \mathbf{b}_1^{(l)}\}$ 为第 l 层编码器参数。最后一个自动编码器的隐藏层输出作为Softmax回归分类器的输入。图3所示为堆栈形成的DNCAE网络。

无监督逐层预训练基于无标签数据获得各层NCAE的权重和偏置参数的预训练值。微调的核心思想是将栈

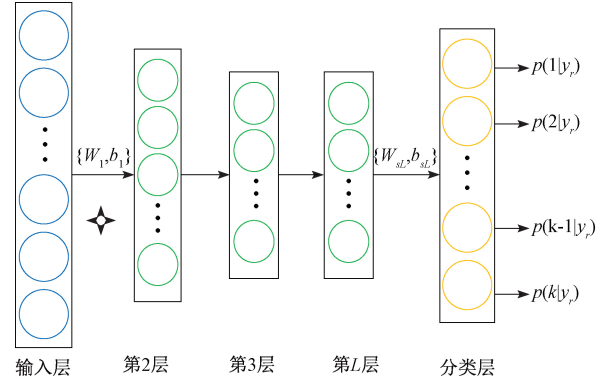


图3 堆栈形成的DNCAE网络

Fig.3 DNCAE network formed by stacking

式自编码神经网络的所有层视为一个模型,通过带标签的样本对网络所有权重和偏置进行多次迭代,以得到最佳分类精度。

考虑到实测振动信号往往受工况波动、环境与测试系统噪声等干扰影响,为提高DNCAE自编码深度网络的鲁棒性,按文献[14]对样本 \mathbf{x}_r 加入一定概率密度噪声后进行编码,解码时根据噪声统计特性估计出含噪序列 \mathbf{x}_r' 的原始形式。按照二项随机噪声 q_D 分布加入噪声的过程表示为:

$$\mathbf{x}_r' \sim q_D(\mathbf{x}_r' | \mathbf{x}_r) \quad (17)$$

则NCAE代价函数中重构误差项由式(18)计算:

$$J_E^i(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m \frac{1}{2} \|\mathbf{x}_r - S_g(S_f(\mathbf{x}_r'))\|^2 \quad (18)$$

训练过程中对Softmax分类器的权重采取与NCAE相类似的非负约束限制,嵌入非负约束的Softmax层代价函数表示为^[12]:

$$J_{NCSoftmax}(\mathbf{W}) = J_{CL}(\mathbf{W}) + \frac{\alpha}{2} \sum_{i=1}^{s_L} \sum_{j=1}^k f(w_{ij}^{(s_L)}) \quad (19)$$

式中: s_L 为最后一个自动编码器的隐藏层节点数目,记 $J_{CL}(\mathbf{W})$ 为Softmax错误分类代价函数,定义为:

$$J_{CL}(\mathbf{W}) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{r=1}^m \sum_{p=1}^k \mathbf{1}(y_r = p) \log \frac{e^{w_{rp}^{(s_L)}}}{\sum_{l=1}^k e^{w_{rl}^{(s_L)}}} \right] \quad (20)$$

式中: m 为样本数; k 为类别数; y_r 为样本 x_r 的类标签; \mathbf{W} 为Softmax层中所有节点的输入权重矩阵; \mathbf{W}_p 为与第 p 个Softmax节点输入权重相对应的 \mathbf{W} 矩阵第 p 列向量。深度网络微调阶段的代价函数可表示为^[12]:

$$J_{DN}(\mathbf{W}, \mathbf{b}) = J_{CL}(\mathbf{W}_{DN}, \mathbf{b}_{DN}) + \frac{\alpha}{2} \sum_{i=1}^{s_L} \sum_{j=1}^k f(w_{ij}^{(s_L)}) \quad (21)$$

式中: \mathbf{W}_{DN} 包括各NCAE和Softmax层输入权重, \mathbf{b}_{DN} 为各层偏差输入。L-BFGS拟牛顿法的梯度下降算法可用

于最小化 $J_{NCAE}(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ 、 $J_{NC\ Softmax}(\mathbf{W})$ 和 $J_{DN}(\mathbf{W}, \mathbf{b})$ 。

2 试验验证

2.1 试验 1

利用时变转速条件下 MFS-MG 机械故障综合模拟实验台轴承振动测试数据验证所提方法。采集正常、内圈、外圈以及复合故障共 4 类不同状态(依次编号 S1~S4)轴承振动数据。试验轴承型号为 MBER-12 K,电机转速为 2 400 r/min,加速度传感器的采样频率为 25.6 kHz,各状态信号采样 10 s 长度(256 000 点),如图 4 所示。由图 4 可知,无论对于正常还是损伤状态轴承,其振动信号随着转速的时变存在显著差异。需要说明的是 4 类状态振动测试的转速起始值和变化速率不一致,且在后续分析中任一时刻的转速值均假设为未知。

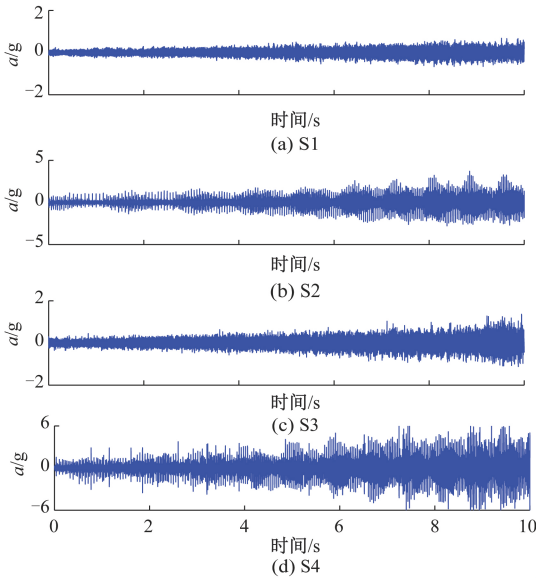


图 4 不同状态 MFS-MG 轴承振动信号

Fig.4 Vibration of MFS-MG bearings in various states

以 2 048 点(0.08 s)长度截取各状态振动信号,相邻两段信号重叠率为 0.75,每状态振动数据可获得 497 个样本。对所有样本进行随机混合,并在单次独立测试中随机抽取 1 600 个样本(每状态约 400 个样本)作为训练样本,剩余样本作为测试样本。图 5 所示为 4 个不同状态样本的 STFT 幅值谱,STFT 加 128 长度 Hamming 窗,相邻两段 50% 重叠。由图 5 可知 STFT 较好的刻画了信号时频特征,不同状态样本 STFT 差异明显。

1) NCAE 网络的测试分析

基于代价函数式(9)训练如图 1 所示 3 层 NCAE 网络,对 NCAE 基于部分特征表示、稀疏性以及重构能力等方面进行测试分析,并与稀疏自编码网络(sparse

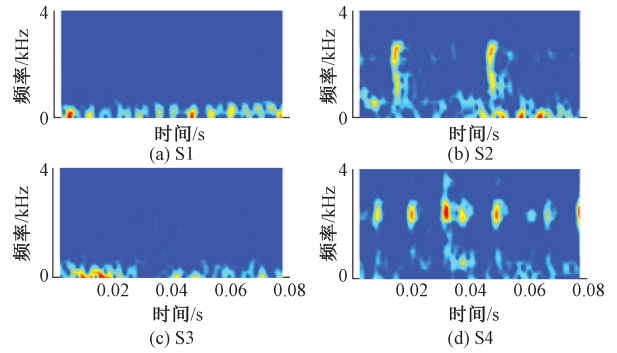


图 5 不同状态 MFS-MG 轴承 STFT 谱

Fig.5 STFT spectrogram of MFS-MG bearings in various states

autoencoder, SAE)^[15]进行对比,网络结构均为 1342-500-1342,代价函数参数 $p = 0.05, \alpha = 1, \beta = 3$ 。

基于训练样本对 NCAE 和 SAE 进行训练,收敛误差 $1e^{-9}$,最大迭代 400 次。图 6 所示以图像形式展示了 NCAE 和 SAE 网络中编码器权重矩阵 W_1 的前 50 个基向量,对比图 6(a)和(b)知,NCAE 所得 W_1 较 SAE 所得 W_1 稀疏性明显,且 NCAE 基向量更聚焦于样本局部特征的刻画,通过组合各基向量对原数据进行重构,因此 NCAE 实现了稀疏和基于部分的特征表示。

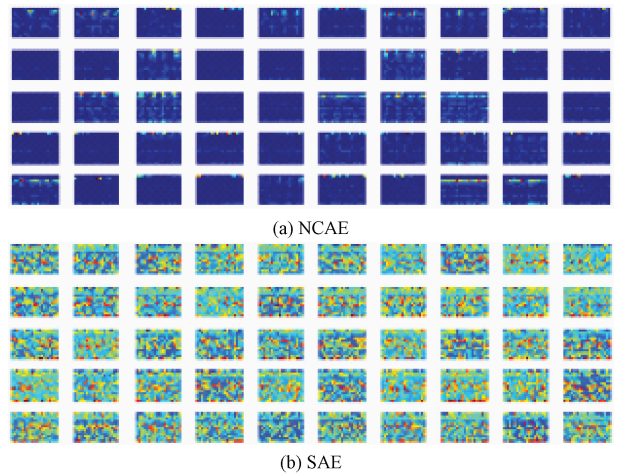


图 6 不同方法所得编码器权重向量

Fig.6 Encoder weight vectors derived using different methods

为测试 NCAE 稀疏性、重构能力以及隐藏层神经元数目的影响,在不同隐藏层节点数目下分别训练 NCAE 和 SAE,依据式(4)计算样本重构误差,依据式(8)KL 散度评价隐藏层神经元激活度和稀疏性。从图 7 所示网络重构误差和 KL 散度曲线知,不同隐藏层神经元数目下 NCAE 较 SAE 重构误差均低,具有更优的重构性能。同时,不同隐藏层神经元数目下 NCAE 网络 KL 散度均显著小于 SAE 网络散度,即 NCAE 隐藏层神经元更少被激活,稀疏性更强。

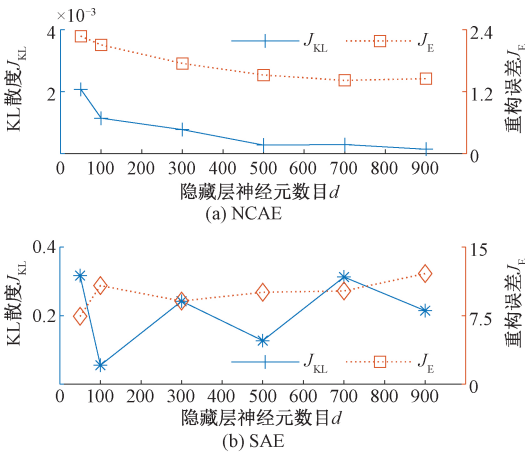


图7 不同方法 KL 散度和重构误差对比

Fig.7 Comparison of KL divergence and reconstruction error for different methods

2) 基于 DNCAE 的状态识别

为对比分析 DNCAE 状态识别能力,将本文 DNCAE 方法、LSSVM 方法、以及基于常规 AE、降噪稀疏自编码器(denoising sparse autoencoders, DSDSA)^[13]、Dropout 自编码器(dropout autoencoder, DpAE)^[16]构建的深度网络分别应用于轴承状态识别。LSSVM 方法中,提取均值、方差、峭度指标等 10 个时域特征(具体见文献[17])构建特征集,然后采用在小样本任务上表现良好的最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM)进行分类识别,LSSVM 取常用 RBF 核,并以 10 折交叉验证优化模型参数^[18]。所有深度网络均以 STFT 幅值谱作为输入。在权衡考虑 DNCAE 深度网络自学习能力和训练过程基础上,结合前期试验,确定网络结构为 1342-500-50-8,代价函数参数 $p=0.15$, $\alpha=5$, $\beta=0.1$, 加噪比例 0.15。AE、DpAE、DSDSA 以及方法中网络结构和相关参数与 DNCAE 方法设置一致。

利用训练样本对 3 种识别方法进行训练的基础上,利用 3 种识别模型对测试样本进行状态特征自学习和状态识别。4 类样本的识别准确率和总体平均识别准确率如表 1 所示,表中数据均由 5 次独立测试取平均所得。由表 1 可知,AE 方法和 DNCAE 方法总体识别率相当,分别为 97.89% 和 97.99%,优于 DSDSA、DpAE 和 LSSVM 方法的 95.67%、90.72% 和 83.20%,表明自编码深度网络能自学习提取轴承状态特征,且对时变工况不敏感。

实际的机械故障诊断过程中,外界复杂环境干扰带来的背景噪声使得从振动信号提取故障特征更为困难。为检测基于谱聚类初始化 NMF 的故障诊断模型对复杂背景噪声下样本状态的辨识能力,在测试样本中人为加入随机噪声干扰,加噪过程表示为:

$$x'(t) = [1 + v \cdot \text{rand}(-1, 1)]x(t) \quad (22)$$

表 1 不同方法识别精度对比

Table 1 Recognition accuracy comparison for different methods

方法	MFS-MG 轴承状态识别准确率				
	S1 正常	S2 内圈	S3 外圈	S4 复合	平均
LSSVM	80.98	89.73	77.64	86.17	83.20
AE	98.82	96.82	100	96.00	97.89
DpAE	90.95	90.45	91.86	89.94	90.72
DSDSA	98.51	95.67	97.37	91.43	95.67
DNCAE	98.66	94.66	98.68	94.38	97.99

式中: $x(t)$ 为时刻 t 原始数据; $\text{rand}(-1, 1)$ 为 $[-1, 1]$ 间的随机数; v 为加噪系数。

利用已训练完成的模型对加噪样本进行状态识别,图 8 所示为不同加噪系数 $v=[0:0.2:1]$ 下各方法总体平均识别率以及 95% 置信区间。由图 8 可知,随着加噪程度增强,5 种方法总体状态识别率均降低,但相比于其他 4 种方法,本文 DNCAE 方法识别率降低程度不明显。此外,不同加噪系数下 DNCAE 方法整体识别率最佳, DSDSA 方法次之,而 DNCAE 方法多次预测结果的方差低于 DSDSA 方法,表明其具有更优的抗噪性能。

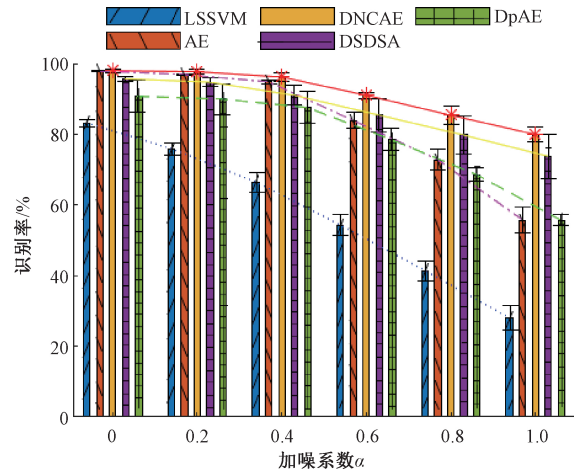


图 8 不同方法抗噪性能对比

Fig.8 Anti-noise capability comparison of different methods

2.2 试验 2

选取某类固体润滑滚动轴承不同性能状态振动信号验证本文方法。相比典型损伤故障,早期退化阶段轴承的性能状态相关振动特征微弱,识别难度更大。试验轴承型号为 C36018,内孔直径 8 mm,外圈直径为 22 mm。轴承振动信号来自于自建轴承试验台架,轴承作为转子-轴承系统实验台的支撑轴承使用,电机直接驱动转子系统。

选取 8 种不同状态(正常、保持器 5% 磨损、保持器 10% 磨损、保持器 15% 磨损、保持器中间横梁断裂、滚珠

点蚀损伤、内圈点蚀损伤、内外圈混合点蚀损伤) (依次编号 S1~S8) 轴承样本振动信号。数据采集时轴承转速设为 1 000 r/min, 负载为 1 kg 轴向载荷。信号采样频率 25.6 kHz, 加速度传感器的采样频率为 25.6 kHz, 各状态信号采样长度为 204 800 点(10 s)。

以 2 048 点(0.08 s) 长度截取振动信号, 相邻两段信号重叠率为 0.75, 每状态振动数据可获得 397 个样本。对所有样本进行随机混合, 并在单次独立测试中随机抽取 2 400 个样本(每状态约 300 个样本) 作为训练样本, 剩余样本作为测试样本。图 9 所示为不同状态样本 STFT 幅值谱, 由图 9 可知, 尤其是 S2、S4、S6 状态样本的 STFT 幅值谱难以有效区分, 必须挖掘其隐藏特征信息才能有效识别。

以本文方法、LSSVM 方法、DSDSA 方法以及基于 AE、DpAE 构建的深度网络分别开展状态识别分析, 相关参数设置方法与实例 1 相同。表 2 所示为各类样本识别准确率和总体平均识别准确率, 图 10 所示为不同加噪程度下各方法总体平均识别率及其 95% 置信区间, 数据均由 5 次独立测试取平均所得。

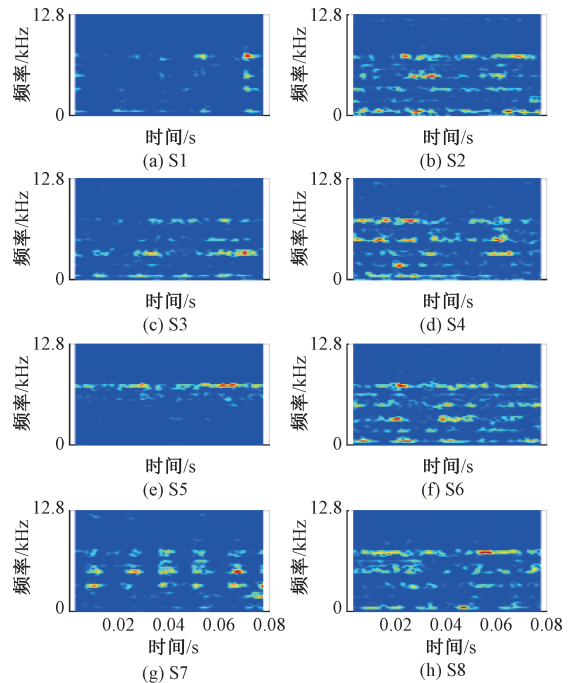


图 9 不同状态轴承 STFT 谱

Fig.9 STFT spectrogram of bearings in various states

表 2 不同方法识别精度对比

Table 2 Recognition accuracy comparison of different methods

方法	C36018 轴承状态识别准确率								平均
	S1 正常	S2 保持器 5% 磨损	S3 保持器 10% 磨损	S4 保持器 15% 磨损	S5 保持器 横梁断裂	S6 滚珠 点蚀	S7 内圈 点蚀	S8 内外圈 点蚀	
LSSVM	96.12	72.57	79.96	88.33	99.82	99.60	97.01	100.00	91.75
AE	98.87	92.41	99.58	97.45	98.91	99.09	100.00	96.81	97.99
DpAE	96.35	95.22	99.21	93.51	99.80	99.10	96.90	96.09	97.04
DSDSA	98.10	98.11	98.50	96.81	98.50	98.30	98.28	98.08	98.09
DNCAE	97.55	93.95	100.00	91.04	100.00	99.05	99.22	98.31	97.32

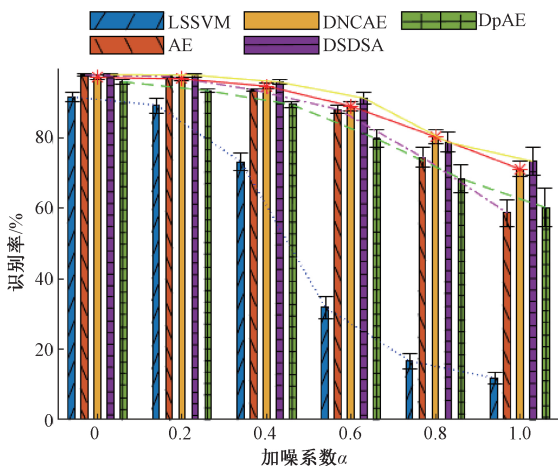


图 10 不同方法抗噪性能对比

Fig.10 Anti-noise capability comparison of different methods

从表 2 和图 10 可知, 无加噪情况下 DNCAE 方法与 DSDSA 方法平均识别准确率相当, 分别为 97.32% 和 98.09%, 但图 10 中加噪系数取值 0.6、0.8 以及 1 时 DNCAE 方法多次预测结果的方差较 DSDSA 方法低, 表现出更良好的抗噪性能。此外, 从表 2 知, DNCAE 方法对不同保持器磨损程度轴承(S1~S4) 平均识别准确率达 95.64%, 表明其不仅可有效区分不同故障类型, 同时对同类型不同退化程度损伤具有较高的识别能力。

3 结 论

本文在对自编码网络堆栈并添加分类层基础上, 研究了一种非负约束自编码深度网络 DNCAE, 提出基于 DNCAE 的滚动轴承状态识别模型。将轴承振动信号时

频幅值谱作为网络输入,采用无监督逐层预训练和后向传播有监督微调进行模型优化,在训练过程中嵌入加噪编码和非负约束规则,以获取数据基于部分特征表示及提升稀疏性,并抑制滚动轴承振动特征受工况波动、噪声干扰等因素影响。基于 DNCAE 的滚动轴承状态识别模型能够实现从基于部分特征表示自学习到轴承状态识别的自动化,实验结果表明,本文方法能有效识别轴承的不同故障类型、以及同类型不同损伤程度,同时对于工况变化和噪声干扰具有强鲁棒性。

在本文基础上,后续将重点开展以下工作:1)考虑基于 DNCAE 的状态识别方法在齿轮等对象上的推广应用;2)进一步分析 DNCAE 不同参数(如网络层数、神经元数、稀疏性等)设置影响,开展参数选取研究;3)DNCAE 网络隐藏层给出了输入数据不同层次特征表示,后续将探讨不同层次特征间的映射关系。

参考文献

- [1] LEI Y, YANG B, JIANG X, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 138: 106587.
- [2] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *Tribology International*, 2016, 96: 289-306.
- [3] ZHANG Y, LI X, GAO L, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using a new ensemble deep autoencoder method [J]. *Measurement*, 2020, 151: 107232.
- [4] PARK P, MARCO P D, SHIN H, et al. Fault detection and diagnosis using combined autoencoder and long short-term memory network [J]. *Sensors*, 2019, 19 (21): 4612.
- [5] 张焱, 汤宝平, 邓蕾. 基于谱聚类初始化非负矩阵分解的机械故障诊断 [J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34 (12): 168-173.
ZHANG Y, TANG B P, DENG L. Mechanical fault diagnosis based on non-negative matrix factorization with spectral clustering initialization enhancer [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34 (12): 168-173.
- [6] ZHANG Y, TANG B, HAN Y, et al. Bearing performance degradation assessment based on time-frequency code features and SOM network [J]. *Measurement Science and Technology*, 2017, 28 (4): 045601.
- [7] SHRESTHA A, MAHMOOD A. Review of deep learning algorithms and architectures [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 53040-53065.
- [8] PATHIRAGE C S N, LI J, LI L, et al. Development and application of a deep learning-based sparse autoencoder framework for structural damage identification [J]. *Structural Health Monitoring*, 2019, 18 (1): 103-122.
- [9] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. *Nature*, 1999, 401 (6755): 788-791.
- [10] WACHSMUTH E, ORAM M W, PERRETT D I. Recognition of objects and their component parts: Responses of single units in the temporal cortex of the macaque [J]. *Cerebral Cortex*, 1994, 4 (5): 509-522.
- [11] CHEN J, WU Z C, ZHANG J. Driver identification based on hidden feature extraction by using adaptive nonnegativity-constrained autoencoder [J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 74: 1-9.
- [12] HOSSEINI-ASL E, ZURADA J M, NASRAOUI O. Deep learning of part-based representation of data using sparse autoencoders with nonnegativity constraints [J]. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 2015, 27 (12): 2486-2498.
- [13] GÖRGEL P, SIMSEK A. Face recognition via deep stacked denoising sparse autoencoders (DSDSA) [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2019, 355: 325-342.
- [14] SPIGLER G. Denoising autoencoders for overgeneralization in neural networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 42 (4): 998-1004.
- [15] NG A. Sparse autoencoder [J]. *CS294A Lecture notes*, 2011, 72 (2011): 1-19.
- [16] SRIVASTAVA N. Improving neural networks with dropout [J]. *University of Toronto*, 2013, 182 (566): 7.
- [17] LI F, WANG J, TANG B, et al. Life grade recognition method based on supervised uncorrelated orthogonal locality preserving projection and K-nearest neighbor classifier [J]. *Neurocomputing*, 2014, 138: 271-282.
- [18] 张焱, 汤宝平, 熊鹏. 多尺度变异粒子群优化 MK-LSSVM 的轴承寿命预测 [J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37 (11): 2489-2496.
ZHANG Y, TANG B P, XIONG P. Rolling element bearing life prediction based on multi-scale mutation particle swarm optimized multi-kernel least square support vector machine [J]. *Chinese Journal of Scientific*

Instrument, 2016, 37(11):2489-2496.

作者简介



张焱, 2011年和2016年于重庆大学分别获得学士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为机电装备智能诊断与安全服役、工业物联网。

E-mail: yanzhang@cqupt.edu.cn

Zhang Yan received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2011 and 2016, respectively. He is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include equipment intelligent diagnosis and safety analysis, and industrial internet of things.



黄庆卿(通信作者), 2009年和2015年于重庆大学分别获得学士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为智能状态监测与故障诊断、无线传感器网络。

E-mail: huangqq@cqupt.edu.cn

Huang Qingqing (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2009 and 2015, respectively. He is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent condition monitoring and fault diagnosis, and wireless sensor networks.



陈仁祥, 2007年和2012年于重庆大学分别获得学士学位和博士学位, 现为重庆交通大学教授, 主要研究方向为智能测试技术与信号处理。

E-mail: manlou.yue@126.com

Chen Renxiang received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Chongqing University in 2007 and 2012, respectively. He is currently a professor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include intelligent testing technology and signal processing.