

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905083

基于生成对抗网络和自动编码器的机械系统异常检测*

戴 俊,王 俊,朱忠奎,沈长青,黄伟国
(苏州大学轨道交通学院 苏州 215131)

摘 要:现有的机械系统智能诊断模型需要不同健康状态下大量的历史数据和相对应的标签来完成模型训练,但有些机械系统难以采集到异常样本。在无异常样本训练情况下,本文提出一种新的机械系统异常检测方法。新方法结合生成对抗网络和自动编码器,构建了一种编码-解码-再编码的网络模型。所提模型首先通过早期采集的正常样本进行训练,然后用于对未知状态的实时监测样本进行测试,输出两次编码得到的潜在特征的差异值,最后通过观察差异值的变化对系统进行监测。3组实验分析结果验证了方法的有效性。与传统方法相比,新方法检测出异常的时间更早,所得差异值指标在异常发生时幅度增加得更大,且能更稳定表征故障演化过程。

关键词:深度学习;生成对抗网络;异常检测;机械系统

中图分类号: TH13 TH17 TP274 TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520 460.4099

Anomaly detection of mechanical systems based on generative adversarial network and auto-encoder

Dai Jun, Wang Jun, Zhu Zhongkui, Shen Changqing, Huang Weiguo
(School of Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215131, China)

Abstract: Current intelligent diagnostic models of mechanical systems require massive historical data under different health states and corresponding labels to complete model training. However, the abnormal samples are hard to be acquired in some mechanical systems. In the condition where abnormal samples are absent for training, this paper proposes a novel anomaly detection method of mechanical systems. The new method combines generative adversarial network (GAN) and auto-encoder (AE) to establish an encoding-decoding-encoding network model. The proposed model is firstly trained by the normal samples of the mechanical system acquired in the early stage, then the model is used to test the online collected real time monitoring samples with unknown health state and outputs the dissimilarity between the latent features obtained in two encoding. Finally, the system is monitored by inspecting the variation of the output dissimilarity. Three groups of experiment analysis results are used to verify the effectiveness of the proposed method. Compared with traditional methods, the proposed method can detect the anomaly earlier, the dissimilarity index has a larger increment when anomaly occurs, and this method can more stably characterize the fault evolutionary process.

Keywords: deep learning; generative adversarial network; anomaly detection; mechanical system

0 引 言

随着旋转机械设备朝着大型化、精密化和自动化的方向发展,机械系统对各个部件的制造、安装和日常保养维护都提出了更加严格的要求,任意部件的一个细微的损伤

或者震荡错位,都有可能影响到整个系统的正常工作,甚至引起重大事故。为了准确捕获复杂机械系统的健康状态信息,监测系统需要获取海量监测数据,促使机械健康监测领域进入“大数据”时代,即以传感系统获取监测数据为基础、机器学习积累经验知识为途径、智能判别设备健康状态为目的,来保障机械设备运行的可靠性^[1-3]。

收稿日期:2019-04-30 Received Date:2019-04-30

* 基金项目:国家自然科学基金(51805342,51875376,51875375)、江苏省自然科学基金(BK20180842)、中国博士后科学基金(2018M640514)、江苏省博士后科研资助计划(2018K006B)项目资助

2006年, Hinton 和 Salakhutdinov^[4]在《Science》杂志上发表了关于深度学习的文章, 开启了深度学习在学术界和工业界的浪潮, 深度学习开始被广泛运用于图像识别、语义分析等方面。为了高效、准确地从机械大数据中挖掘有效状态信息, 深度学习在机械故障诊断中也得到了广泛的应用^[5]。卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)^[6-9]、深度置信网络 (deep belief network, DBN)^[10-14]、自动编码器 (auto-encoder, AE)^[15-18]等网络模型已经应用到机械故障诊断领域。通过调整网络结构, 并有时结合不同的信号处理方法, 可以用于不同的使用场景, 实现对机械状态的监测与故障智能诊断。这些研究表明, 深度学习在机械设备健康状态监测与故障诊断中具有良好的应用前景^[12]。但是, 传统深度学习模型的建立需要依靠大量的历史数据和与之相对应的标签, 而在实际的诊断工作中, 特别是对于不能“带病”运行的机械, 往往只能获取机械正常状态下的数据样本, 即存在故障样本缺失问题, 在这种情况下, 传统的智能诊断模型难以建立。因此, 在故障样本缺失情况下的机械系统异常检测是一个亟需解决的问题。

生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 是由 Goodfellow 等^[19]在 2014 年提出的一种新型网络结构, 是一种基于博弈场景的半监督特征学习算法。随着对抗学习思想的不断完善, GAN 已经在图像生成、图像辨识和风格迁移等领域有了较多的应用^[20], 并且衍生出了实现不同功能的变体, 如深度卷积生成对抗网络 (deep convolutional generative adversarial networks, DCGANs)^[21]、分类对抗生成网络 (categorical generative adversarial networks, CatGAN)^[22]、异常检测生成对抗网络 (anomaly detection with generative adversarial networks, AnoGAN)^[23]、生成对抗异常识别网络 (GANomaly)^[24]等。在机械故障诊断领域, GAN 也开始展示出巨大的应用潜力。由于 GAN 能通过对抗学习的方式进行特征学习, 且学习过程中不需要标签, Liu 等^[25]提出了一种无监督式分类对抗自编码器 (categorical adversarial autoencoder, CatAAE), 成功用于无标签下的轴承故障诊断。此外, GAN 通过生成网络和鉴别网络的博弈过程学习训练样本的数据分布, 使生成网络输出能够以假乱真的训练样本, 从而可以解决实际故障诊断中故障样本少于正常样本的数据不平衡问题。包萍等^[26]利用 GAN 生成轴承故障样本以补充某些样本数据的不足; Wang 等^[27]将 GAN 与堆叠降噪自动编码器结合用于生成行星齿轮箱故障数据; Mao 等^[28]也通过结合 GAN 和堆叠降噪自动编码器解决轴承故障诊断中的数据不平衡问题。结果表明, 利用 GAN 生成的故障样本, 可以明显提高数据不平衡情况下的故障诊断精度。然而, 以上模型依然需要少量故障样本, 在故障样本完全缺失情况下依然难

以奏效。

本文提出一种无故障样本训练情况下的机械系统异常检测方法。新方法结合 GAN 和 AE, 构建编码-解码-再编码的网络结构。网络模型仅利用机械系统正常状态下的样本进行训练, 利用未知状态的实时监测样本进行测试。在训练过程中, AE 的编码器用于学习正常样本和生成样本的潜在特征, 生成样本由 AE 的解码器, 也即生成网络生成, 通过生成网络和鉴别网络相互博弈, 使两次编码得到的潜在特征的差异极小; 在测试过程中, 当输入故障样本时, 两个潜在特征之间的差异增加, 从而实现无故障样本训练下的异常检测。论文采用两组轴承全寿命数据和一组齿轮箱疲劳试验数据验证所提方法的有效性, 并与传统方法作对比, 显示出所提方法在机械系统异常检测中的优越性。

1 理论基础

1.1 生成对抗网络

GAN 由生成网络 G 和判别网络 D 组成, 其结构如图 1 所示。服从某一分布 (例如高斯分布) 的随机向量 z 通过生成网络后, 可以得到一个生成样本 $G(z)$ 。生成样本 $G(z)$ 和真实样本 x 一起作为判别网络的输入。判别网络估计 $G(z)$ 来自于 x 的概率。在训练过程中, 生成网络通过判别网络的判别结果进行优化, 以提高生成能力, 使 $G(z)$ 不断接近 x 以“欺骗”判别网络; 判别网络则通过误判概率, 对自身进行优化, 提高对生成样本的辨别能力。通过生成网络和判别网络的相互博弈, 生成网络最终能够输出接近于真实样本分布的生成样本, 且判别网络最终无法对生成样本进行辨别。

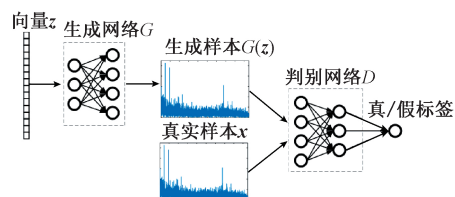


图1 生成对抗网络结构
Fig.1 The structure of GAN

对于生成网络, 生成样本 $G(z)$ 应尽可能接近于真实样本 x ; 对于判别网络, 它可以给出输入样本来自于真实样本的可信度, 即: 当判别网络输入 x 时, $D(x)$ 接近于 1, 当输入 $G(z)$ 时, $D(G(z))$ 接近于 0。因此生成对抗网络在训练时的目标函数可以表示为:

$$\arg \min_G \max_D V(D, G) = \min_G \max_D \{ E_{x \sim p_{\text{data}}} (\log D(x)) + E_{z \sim p_z} [\log (1 - D(G(z)))] \} \quad (1)$$

对于一个待监测的机械系统,早期的监测数据均为正常样本,其数据分布可以通过生成对抗网络学习得到,而这种学习正常样本数据分布的生成对抗网络,在用于学习故障样本的数据分布时会有较大的误差,这就为无故障样本训练下的机械系统异常检测提供了可能。

1.2 自动编码器

AE是一种无监督的特征学习算法,包含输入层、隐含层和输出层,其中隐含层是编码器,输出层是解码器。编码器用于学习输入信号的低维特征,解码器则尽可能复现输入信号。因此,AE的最终目标是重构其输入,使其编码器学习到该输入的良好低维特征。

机械系统的振动信号中往往包含多种复杂的成分和噪声,而由早期故障引起的振动成分往往比较微弱,会被淹没在与故障无关的成分当中。采用AE可以提取振动信号中的故障敏感特征,有利于提早检测出机械异常。

2 本文提出的方法

针对实际机械故障诊断工作中难以获取故障状态下数据样本的问题,本文结合GAN和AE,建立了一种编码-解码-再编码的异常检测模型。该方法的流程如图2所示。被监测机械系统的早期正常采集样本作为训练数据,其归一化的频谱是模型的输入数据,经编码-解码-再编码后,输出两个编码器的潜在特征。模型训练完成之后,采用未知健康状态的实时监测样本进行测试,最后计算输出的两个潜在特征的差异,并以此作为判断机械有无故障并衡量故障严重程度的指标。

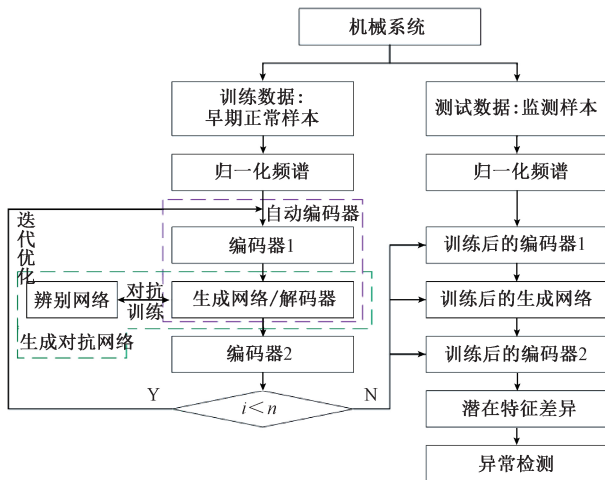


图2 机械系统异常检测方法流程

Fig.2 The flow chart of the proposed mechanical system anomaly detection method

下面对所提方法的具体步骤进行详细介绍。

2.1 异常检测模型的结构

由图2可知,本文提出的异常检测模型是一个编码-解码-再编码的结构。其中,编码器和解码器构成了一个AE,它通过编码器 E_1 学习输入样本 $\mathbf{x}$ 的潜在特征 $\mathbf{z}$,然后通过解码器恢复出输入样本 $\mathbf{x}$ 。由于解码器的功能和GAN中生成网络的功能相同,因此解码器就是生成网络 G 。判别网络 D 对输入样本 $\mathbf{x}$ 和生成样本 $G(\mathbf{z})$ 进行鉴别。与图1所示传统的GAN不同的是,生成网络的输入是编码器学习到的输入样本的潜在特征,而不是随机向量,其优势在于不具有随机向量带来的不确定性,可以保证输入数据的一致性,从而降低了GAN的学习难度。生成网络和判别网络的博弈,一方面提升了解码器恢复输入样本的能力,另一方面提高了编码器的特征提取能力,使得输入样本 $\mathbf{x}$ 的潜在特征 $\mathbf{z}$ 能够较好地反映输入样本的有效信息,减少了噪声和其他振动成分对于检测结果的干扰,提高了检测模型的准确性。然而,由于生成样本 $G(\mathbf{z})$ 是通过排除了干扰信息的潜在特征 $\mathbf{z}$ 生成的,因此 $G(\mathbf{z})$ 中不含干扰成分,与输入样本 $\mathbf{x}$ 存在一些差别,直接进行输入样本与生成样本的对比会有较大的误差波动。为了得到检测异常样本的指标,对生成样本 $G(\mathbf{z})$ 通过编码器 E_2 进一步编码,得到其潜在特征 $\hat{\mathbf{z}}$ 。该特征不含干扰信息,与输入样本的潜在特征 $\mathbf{z}$ 反映的信息相同,在测试过程中通过对比二者之间的差异可以检测出异常样本。

本文中的GAN模型采用Radford等^[21]提出的DCGANs模型,该模型利用卷积网络组建生成网络和判别网络,可以更好地提取信号中的局部特征。两个编码器采用常用的LeakyRelu激活函数。

2.2 异常检测模型的训练

对异常检测模型的训练过程就是学习正常样本的数据分布和潜在特征的过程。然而,从机械系统采集的振动信号的数据分布较为复杂,一致性较差,因此把振动信号转化为归一化的频谱数据,以此作为模型的输入数据。模型训练示意图如图3所示。

首先,将正常样本的归一化频谱 $\mathbf{x}$ 输入模型,经编码器 E_1 得到 $\mathbf{x}$ 的潜在特征 $\mathbf{z}$ 。

然后,潜在特征 $\mathbf{z}$ 通过生成网络 G 得到生成样本 $G(\mathbf{z})$ 。为了使 $G(\mathbf{z})$ 的数据分布与 $\mathbf{x}$ 的相似,优化目标函数 L_{con} :

$$L_{con} = \min \frac{1}{N} \sum (\mathbf{x} - G(\mathbf{z}))^2 \quad (2)$$

式中: N 为 $\mathbf{x}$ 的数据长度。此外,该目标函数也可对编码器 E_1 进行优化,获得可靠的潜在特征 $\mathbf{z}$ 。

接着,判别网络 D 对正常样本 $\mathbf{x}$ 和生成样本 $G(\mathbf{z})$ 进行鉴别。为提高生成网络对特征的还原能力和模型训练

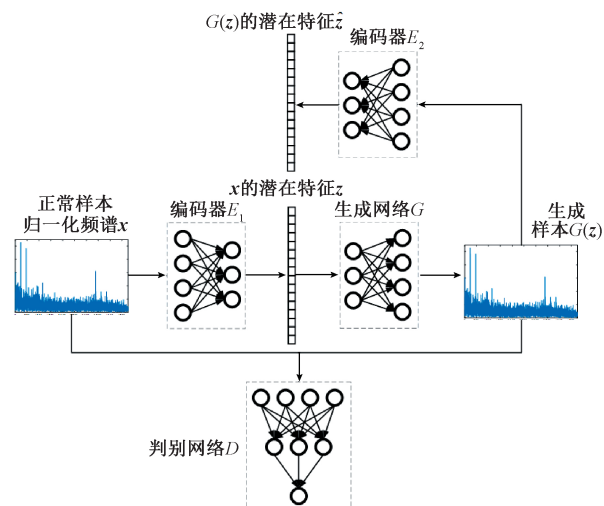


图3 模型训练过程示意图

Fig.3 Schematic diagram of the model training process

的稳定性,优化 x 与 $G(z)$ 在判别网络中特征匹配的错误,目标函数 L_{adv} 为:

$$L_{adv} = \min \frac{1}{N} \sum (D_f(x) - D_f(G(z)))^2 \quad (3)$$

式中: $D_f(\cdot)$ 代表判别网络中间层的输出。为提高判别网络的鉴别能力,优化目标函数 L_d :

$$L_d = \max \{ E_{x \sim p_{\text{data}}} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z} [\log (1 - D(G(z)))] \} \quad (4)$$

通过式(4)目标函数形成生成网络和判别网络的对抗训练。

最后,将生成样本 $G(z)$ 输入到编码器 E_2 中,得到 $G(z)$ 的潜在编码 $\hat{z}$ 。此时优化编码特征 z 和 $\hat{z}$ 在潜在空间中的分布,目标函数 L_{enc} 为:

$$L_{enc} = \min \frac{1}{M} \sum (z - \hat{z})^2 \quad (5)$$

式中: M 为 z 的数据长度。

模型采用深度学习中常用的 Adam 优化算法进行训练,学习率为 0.000 5,迭代次数为 2 000 次。训练时,先固定生成网络和两个编码器中的权重,根据 L_d 目标函数,优化判别网络,然后固定判别网络,优化如下目标函数:

$$L = w_{con} L_{con} + w_{adv} L_{adv} + w_{enc} L_{enc} \quad (6)$$

式中: w_{con} 、 w_{adv} 和 w_{enc} 分别表示 L_{con} 、 L_{adv} 和 L_{enc} 的权重,本文取 $w_{con} = w_{enc} = 1$, $w_{adv} = 0.5$ 。

2.3 基于训练模型的异常检测

模型训练完成之后,就可以对在线采集的实时监测样本进行测试,如图4所示。此时判别网络不再使用,固定训练后的编码器 E_1 、生成网络 G 和编码器 E_2 网络中的权重参数,监测样本归一化频谱 x 经 E_1 获得潜

在特征 z ,再经 G 和 E_2 获得潜在特征 $\hat{z}$ 。由于模型是通过正常样本训练出来的,只能正确学习正常样本的数据分布和潜在特征,因此,当监测样本是正常样本时,两个编码器输出的潜在特征 z 和 $\hat{z}$ 之间的差异极小,而当机械出现异常后,模型不能正确还原与提取异常监测样本的数据分布和潜在特征,此时两个潜在特征 z 和 $\hat{z}$ 之间的差异变大。潜在特征之间的差异通过均方差 MSE 来体现:

$$MSE = \frac{1}{M} \sum (z - \hat{z})^2 \quad (7)$$

式中: M 为 z 的数据长度。持续观察 MSE 的变化趋势即可及时检测出机械系统的异常。

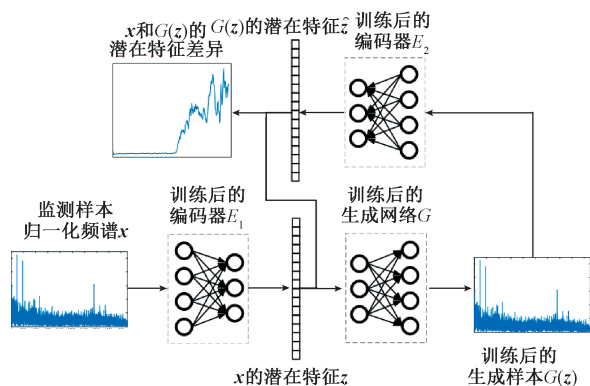


图4 基于训练模型的异常检测示意图

Fig.4 Schematic diagram of the anomaly detection based on trained model

3 实验分析

为了验证本文所提方法在机械系统异常检测中的有效性,下面分析两种轴承全寿命数据和一组齿轮箱疲劳试验数据,并与已有的时域、频域统计特征及不含 AE 的 GAN 模型作对比。

3.1 NASA 轴承全寿命数据

本组数据来自于 NASA 预测数据库中的轴承全寿命实验数据^[29],实验装置如图5所示。实验时由电机经皮带带动转轴转动,转速为 2 000 r/min,转轴上安装了4个型号为 Rexnord ZA-2115 的轴承,轴承参数见表1。轴上施加了 6 000 磅的径向负载,每一个轴承上安装了两个相互垂直的振动传感器。实验时采集卡以 20 kHz 的采样频率每隔 10 min 进行一次数据采集,一次采集 20 480 个数据点,每个传感器共采集了 980 组共 20 070 400 个数据点后系统停机。停机后对各轴承进行检查,发现 1 号轴承外圈发生严重故障,其外圈故障特征频率为 236.4 Hz。

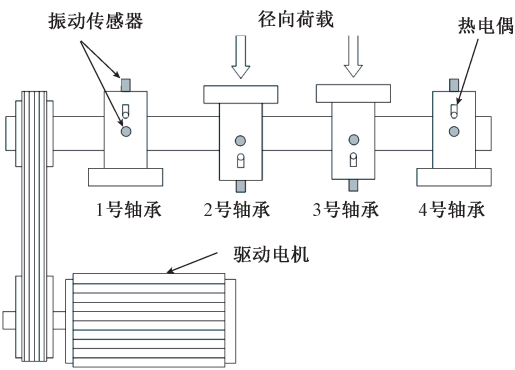


图 5 NASA 轴承全寿命数据实验装置

Fig.5 The experiment platform of the NASA rolling bearing life-cycle experiment

表 1 NASA 测试轴承参数表

Table 1 Parameter table of the NASA rolling bearing under test

轴承参数说明	轴承参数
节径	71.50 mm
滚动体个数	16
滚动体直径	7.9 mm
接触角	15.17°

1 号轴承垂直方向传感器的全寿命振动信号时域波形如图 6 所示。由图 6 可知,该轴承连续运行了约 163 h,在约 117 h 后信号幅值开始增加,在约 160 h 之后信号幅值急剧增大直至停机。

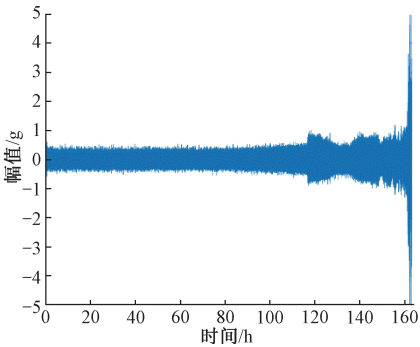


图 6 NASA 轴承全寿命振动信号时域波形

Fig.6 Time-domain waveform of the life-circle vibration signal of the NASA rolling bearing

首先采用本文提出的异常检测方法对数据进行分析。采用前 100 组信号(即轴承正常状态下的振动信号)作为训练数据,图 7 所示给出了训练过程中目标函数(式(5))的函数值随迭代次数的变化曲线,可以看出随着对网络参数的迭代更新,目标函数值不断减小,并最终收敛

到 0.1 以下,此时生成网络生成的生成样本较稳定,具有和正常样本相似的数据分布。

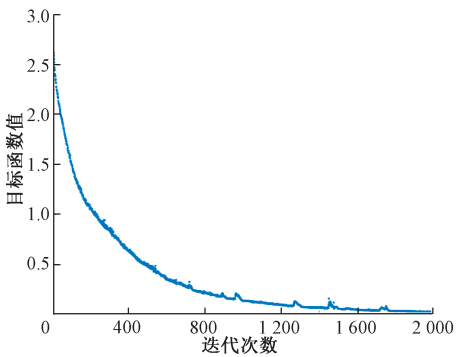


图 7 目标函数值随迭代次数的变化曲线

Fig.7 Changing curve of objective function value versus number of iterations

完成训练后,将 980 组信号依次输入到模型中,根据式(6)计算各组信号的潜在特征差异值,得到特征差异值随时间的变化曲线,并进行窗长为 5 的滑动平均计算,最后归一化到[0, 1]范围,结果如图 8 中的红色曲线所

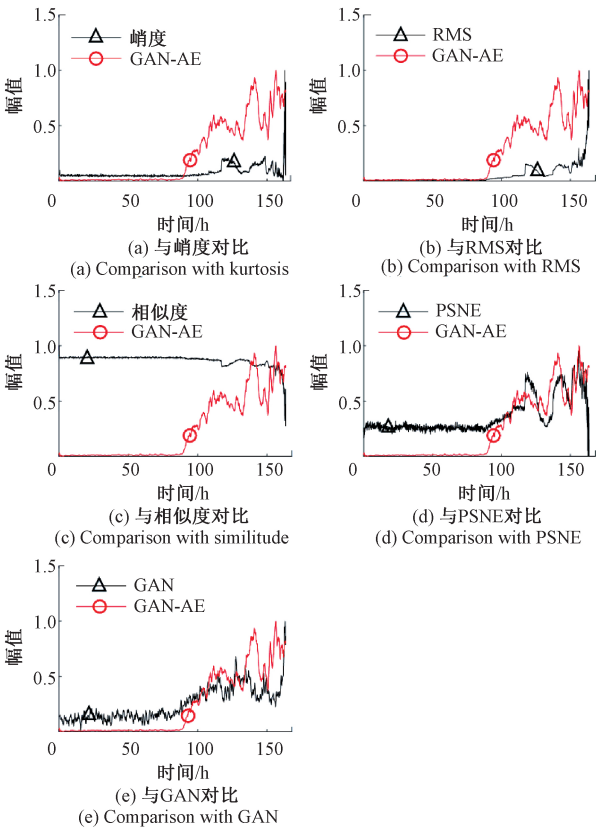


图 8 NASA 轴承数据采用不同分析方法的结果对比

Fig.8 Analysis result comparison of NASA rolling bearing data for different analysis methods

示,曲线上有一个圆圈作为标记,以 GAN-AE 表示所提方法的名称。可以看出,在健康监测前期,潜在特征差异值接近于 0,直到第 90 h 左右开始急剧增加,在停机之前上下振荡,符合轴承故障演变过程。

为了证明所提方法的优越性,采用两个机械系统监测常用的时域统计特征:峭度和均方根 (root mean square, RMS)、一个 L2 范数相似度指标^[30]、一个频域统计指标:功率谱负熵 (power spectrum negentropy, PSNE)^[31-32] 和一个无编码功能的 GAN 模型对同一组数据进行分析。其中,PSNE 是对功率谱熵取负值;GAN 模型采用随机向量作为生成网络的输入,最后计算生成样本和输入样本之间的均方差来监测机械系统的异常。每种方法计算得到的曲线均归一化到 $[0, 1]$ 范围,并以黑色曲线分别标注在图 8(a)~(e) 中,曲线上有一个三角作为标记,与文中方法所得结果进行对比。

在图 8(a) 和 (b) 中,峭度和 RMS 指标在约第 108 h 处才开始增加,且增加得不明显,因此比文中所提方法更晚检测到轴承异常。在图 8(c) 中,相似度指标在相当长的一段时间内都接近于 1,直到约第 117 h 处才有所降低,说明用其检测出的异常时间较晚。在图 8(d) 和 (e) 中,采用 PSNE 和 GAN 模型检测出系统异常的时间与文中所提方法相近,但曲线局部波动较大,且指标值在异常发生时增加的幅度不大,即曲线上升的斜率较 GAN-AE 方法要小,说明异常检测的可信度不如文中所提方法。因此,本文所提出的方法在轴承异常检测的时间和可信度方面具有明显优势。

为了证明轴承在运行第 90 h 时已经发生了故障,取此时的振动信号进行希尔伯特包络分析,信号时域波形图和包络谱图如图 9 所示。从包络谱图中可以看到 230.7 Hz 处有明显的尖峰,此频率与轴承的外圈故障特征频率接近,可以认为此时轴承外圈出现故障。因此,采用本文所提方法可以判定轴承在运行第 90 h 时有异常,这个时间比采用峭度、RMS 和相似度指标检测的异常时

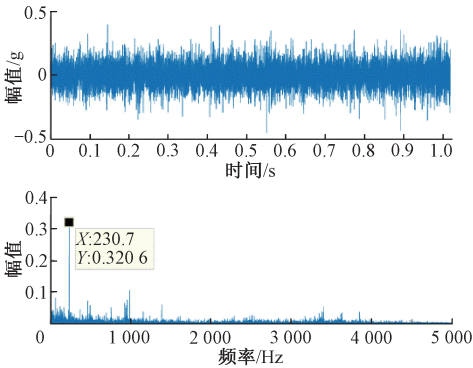


图9 第 90 h 的 NASA 轴承时域信号及其包络谱图
Fig.9 The time-domain signal and its envelope spectrum of the NASA rolling bearing running at the 90th hour

间要早,且比采用 PSNE 指标和无编码的 GAN 模型判定异常的可信度更高。

3.2 PHM2012 轴承全寿命数据

为了进一步验证所提方法在轴承异常检测中的有效性和优越性,本文又分析了 PHM2012 国际会议中轴承剩余寿命预测比赛提供的轴承全寿命数据集里的一组实验数据^[33]。实验装置如图 10 所示,实验平台一共包含 3 部分:旋转部分、加载部分和信号采集部分。实验过程中通过对轴承加载径向力来加速轴承退化,测试轴承的型号为 6804DU,实验时转速恒定为 1 650 r/min,轴上施加 4 200 N 的径向负载,安装了两个相互垂直的振动传感器采集数据。轴承的内圈、外圈和滚子的故障特征频率分别为 203.2、154.3 和 96.7 Hz。

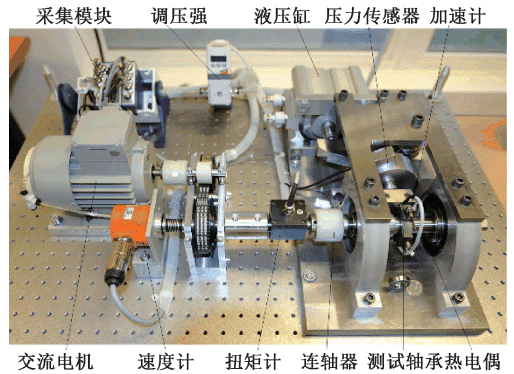


图 10 PHM2012 轴承全寿命数据实验装置
Fig.10 The experiment platform of the life-cycle experiment of PHM2012 rolling bearing

试验时采集卡以 25.6 kHz 的采样频率每隔 10 s 进行一次数据采集,一次采集 0.1 s。约 132 min 后轴承振动加速度大于 20g,出于安全考虑,系统停机,此时每个传感器采集了 797 组实验数据。图 11 所示为水平方向传感器采集的轴承全寿命振动信号,其幅值初期较为平稳,之后逐渐增大,在停机之前急剧增大。

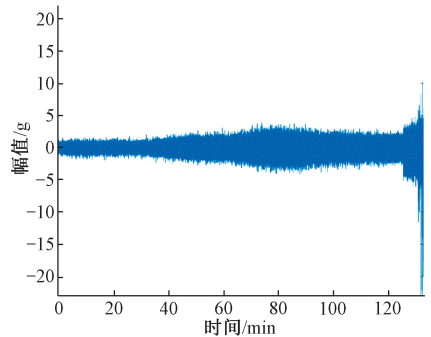


图 11 PHM2012 轴承全寿命振动信号时域波形
Fig.11 Time-domain waveform of the life-circle vibration signal of the PHM2012 rolling bearing

采用文中所提方法和 5 种对比方法对该组轴承全寿命数据进行分析,结果如图 12 所示。本文方法检测到轴承在运行约第 34 min 时出现异常,且指标在这段时间增加的幅度极大,说明异常检测的可信度极高。为证明此时轴承发生故障,分析了第 34 min 时采集的信号,其波形图和包络谱图如图 13 所示。在包络谱图中检测到 200 Hz 的频率尖峰,该频率与轴承内圈故障特征频率接近,可以认为轴承此时发生内圈故障。因此,采用本文方法所得结果是正确的。在图 12(a)中,峭度指标几乎失效。在图 12(b)中,RMS 指标可以得到与文中相同的结果,但可信度不如文中所提方法。在图 12(c)中,相似度指标的变化较为平缓,可信度更差。在图 12(d)中,PSNE 指标在故障发生时降低,随后又上升,这种变化趋势难以解释。在图 12(e)中,GAN 模型的差异指标在故障发生时上升了,但是随后又逐渐降低,同样难以解释。该实验再次证明所提方法能及时检测出轴承异常,且可信度和稳定性较高。

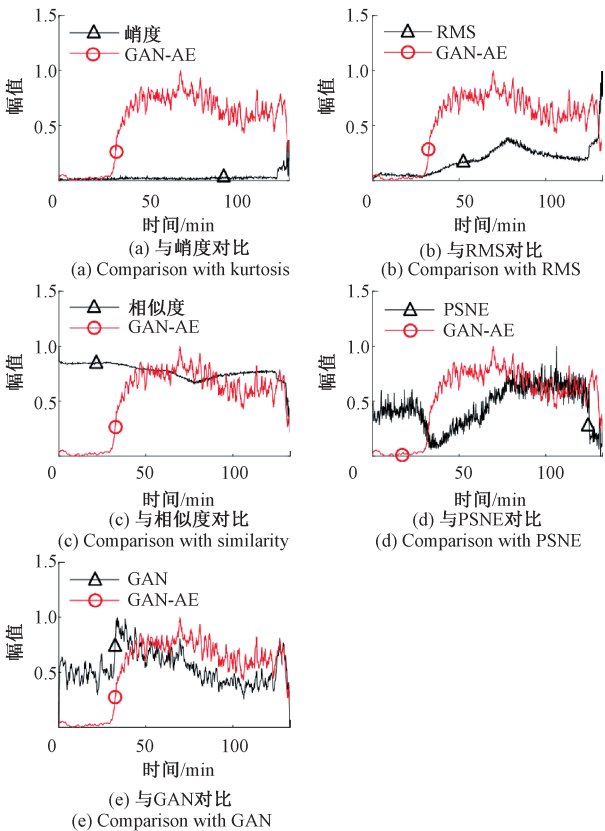


图 12 PHM2012 轴承数据采用不同分析方法的结果对比
Fig.12 Analysis result comparison of PHM2012 rolling bearing data for different analysis methods

3.3 齿轮箱疲劳试验数据

为了验证本文所提方法在其他机械系统异常检测中的有效性,课题组搭建了一个汽车变速齿轮箱的疲劳寿

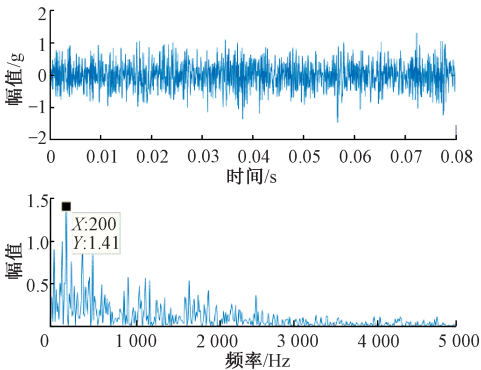


图 13 第 34 min 的 PHM2012 轴承时域信号及其包络谱图
Fig.13 The time-domain signal and its envelope spectrum of the PHM2012 rolling bearing running at the 34th minutes

命试验,测试齿轮箱的结构如图 14 所示。齿轮箱的型号为 LC5T81,由五级前进挡和一级后退挡组成。试验时采集第三级速齿轮对的整个磨损过程的振动信号,数据采集频率是 3 000 Hz,输入轴的旋转速度是 1 600 rpm,测试齿轮对的啮合频率是 500 Hz,其主动轮的旋转频率是 20 Hz。数据分轮记录,测试齿轮对啮合 70 万次作为一轮。在第 7 轮开始后不久,测试齿轮对的主动轮发生了断齿故障,因此可以认为第 7 轮之前的数据反映了齿轮的整个磨损过程,其中,第 1 轮数据为磨损正常阶段,第 2 到 5 轮数据为磨损早期阶段,第 6 轮数据为磨损末期阶段。

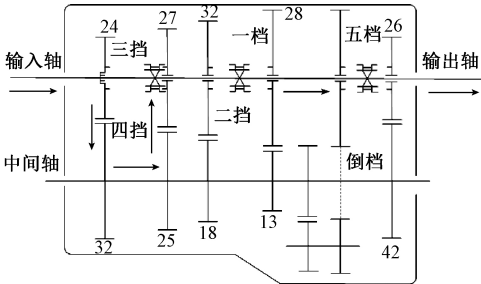


图 14 测试齿轮箱的结构
Fig.14 The structure diagram of the gearbox under test

取磨损正常阶段 100 组数据,磨损早期阶段 150 组数据、磨损严重阶段 50 组数据进行分析,每组数据有 1 024 个数据点,每 50 组数据取自同一段采集信号。图 15(a)~(c)所示给出了 3 个不同阶段的一组数据的时域波形图。可以看出,信号幅值在磨损早期阶段没有明显增加,直到磨损严重阶段才有明显增加。

取 70 组磨损正常阶段的信号对文中所提模型进行训练,然后对所有信号进行测试,所得结果如图 16 红色圆圈标注的曲线所示。其他 5 种对比方法的分析结果分别画于图 16(a)~(e)中,用黑色三角标注的曲线表示。可以看出,本文所提方法的结果,对同一段数据具有非常

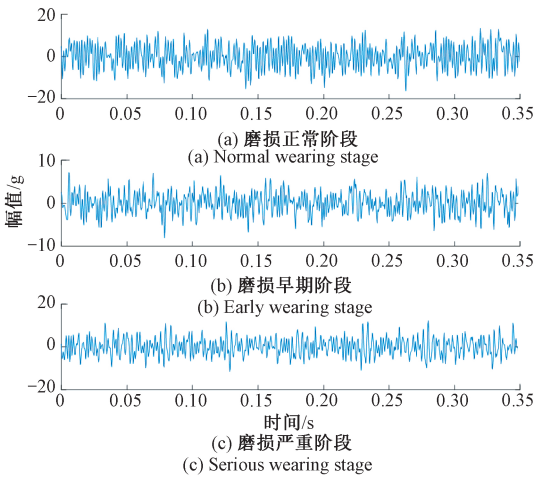


图 15 齿轮箱不同磨损阶段的时域振动信号
Fig.15 The time-domain vibration signals of the gearbox in different wearing stages

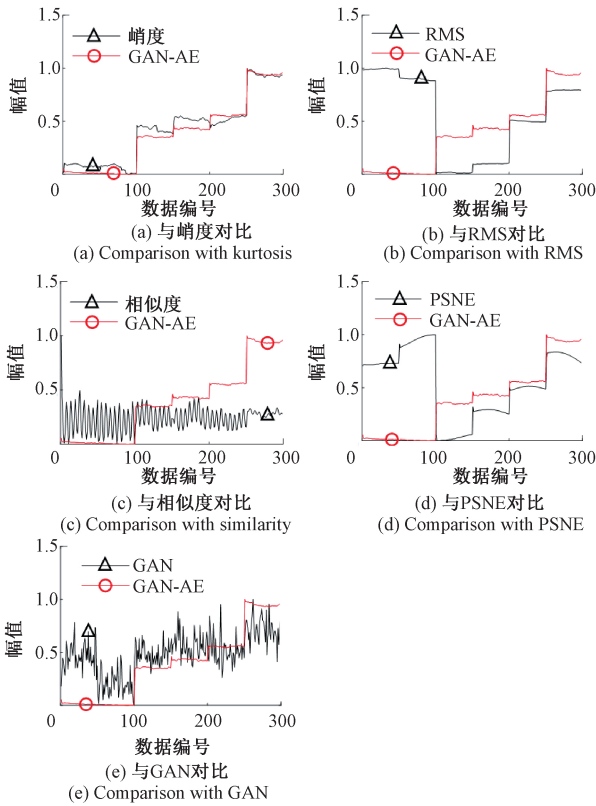


图 16 齿轮箱疲劳试验数据采用不同分析方法的结果对比
Fig.16 Analysis result comparison of the gearbox fatigue test data for different analysis methods

好的聚类效果,且随着磨损严重程度的增加呈阶梯上升趋势,说明所提潜在特征差异指标能够判断异常,且能够衡量故障的严重程度。在图 16(a)中,峭度指标总体上能够反映齿轮磨损的发展过程,但是难以区分磨损早期

的两个阶段(151~200 组数据和 201~250 组数据)。在图 16(b)中,磨损正常阶段的 RMS 值最高,不符合实际磨损机理。在图 16(c)中,相似度指标不能反映出整个磨损过程。在图 16(d)中,磨损正常阶段的 PSNE 指标也高于其他阶段。在图 16(e)中,GAN 模型提取出的样本差异值也不能表征齿轮的磨损过程。本实验结果表明,本文所提方法不仅具有良好的异常检测能力,而且所提特征能够表征故障的演化过程,且对同一故障阶段数据具有良好的聚类效果。

4 结 论

本文提出了一种基于生成对抗网络和自动编码器的机械系统异常检测方法。该方法结合生成对抗网络和自动编码器,构建了一种编码-解码-再编码的网络结构模型。本文的主要创新点在于,所提方法可以在无故障样本训练的情况下实现机械系统的异常检测。构造的模型只需要机械系统早期采集的正常样本进行训练,训练完成后的模型可以对未知状态的实时监测样本进行测试。模型采用两次编码得到的潜在特征的差异值,即二者的均方差,作为检测系统异常的指标。当正常样本输入训练后的模型时,潜在特征的差异值极小;当异常样本输入时,潜在特征的差异值变大,且随着故障的发展呈上升趋势。两组轴承全寿命数据和一组齿轮箱疲劳试验数据验证了方法的有效性。与传统的时域统计指标、相似度指标、频域统计指标和无编码功能的生成对抗网络相比,本文所提方法能够以较高的可信度更早地检测出机械异常,且所提特征能够表征故障演变过程,对同一状态数据也具有较好的聚类效果。

参考文献

[1] 雷亚国,贾峰,周昕,等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56.
LEI Y G, JIA F, ZHOU X, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21): 49-56.
[2] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.
LEI Y G, JIA F, KONG D T, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.
[3] 陈雪峰. 智能运维与健康管理的[M]. 北京:机械工业出

- 版社, 2018.
- CHEN X F. Intelligent maintenance and health management[M]. Beijing, China machine press, 2018.
- [4] HINTON G, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [5] ZHAO R, YAN R, CHEN Z, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237.
- [6] LIU R, MENG G, YANG B, et al. Dislocated time series convolutional neural architecture: An intelligent fault diagnosis approach for electric machine [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1310-1320.
- [7] 曲建岭, 余路, 袁涛, 等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 134-143.
- QU J L, YU L, YUAN T, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 134-143.
- [8] JIANG G, HE H, YAN J, et al. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(4): 3196-3207.
- [9] 罗鹏, 杨宇, 程军圣. AFDCNN 方法及其在齿轮故障定量诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(1): 33-39.
- LUO P, YANG Y, CHENG J S. Adaptive fisher-based deep convolutional neural network method and its application in gear fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(1): 33-39.
- [10] TAMILSELVAN P, WANG P. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2013, 115(7): 124-135.
- [11] GAN M, WANG C. Construction of hierarchical diagnosis network based on deep learning and its application in the fault pattern recognition of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72: 92-104.
- [12] 赵光权, 葛强强, 刘小勇, 等. 基于 DBN 的故障特征提取及诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 1946-1953.
- ZHAO G Q, GE Q Q, LIU X Y, et al. Fault feature extraction and diagnosis method based on deep belief network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 1946-1953.
- [13] TANG S, SHEN C, WANG D, et al. Adaptive deep feature learning network with Nesterov momentum and its application to rotating machinery fault diagnosis [J]. Neurocomputing, 2018, 305: 1-14.
- [14] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 743-765.
- [15] JIA F, LEI Y G, LIN J, et al. Deep neural networks: A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72-73: 303-315.
- [16] JIA F, LEI Y, GUO L, et al. A neural network constructed by deep learning technique and its application to intelligent fault diagnosis of machines [J]. Neurocomputing, 2018, 272: 619-628.
- [17] SHEN C, QI Y, WANG J, et al. An automatic and robust features learning method for rotating machinery fault diagnosis based on contractive autoencoder [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2018, 76: 170-184.
- [18] 温江涛, 闫常弘, 孙洁娣, 等. 基于压缩采集与深度学习的轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 171-179.
- WEN J T, YAN CH H, SUN J D, et al. Bearing fault diagnosis method based on compressed acquisition and deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 171-179.
- [19] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3: 2672-2680.
- [20] CRESWELL A, WHITE T, DUMOULIN V, et al. Generative adversarial networks: An overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(1): 53-65.

- [21] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [J]. ArXiv Preprint ArXiv:1511.06434, 2015.
- [22] SPRINGENBERG J. Unsupervised and semi-supervised learning with categorical generative adversarial networks[J]. ArXiv Preprint ArXiv:1511.06390, 2015.
- [23] SCHLEGL T, SEEBÖCK P, WALDSTEIN S M, et al. Unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks to guide marker discovery [C]. International Conference on Information Processing in Medical Imaging, Springer, 2017: 146-157.
- [24] AKCAY S, ATAPOUR-ABARGHOUEI A, BRECKON T P. GANomaly: Semi-supervised anomaly detection via adversarial training [J]. ArXiv Preprint ArXiv:1904.01209, 2018.
- [25] LIU H, ZHOU J, XU Y, et al. Unsupervised fault diagnosis of rolling bearings using a deep neural network based on generative adversarial networks [J]. Neurocomputing, 2018, 315: 412-424.
- [26] 包萍, 刘运节. 不平衡数据集下基于生成对抗网络的改进深度模型故障识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019(3): 176-183.
- BAO P, LIU Y J. Research on fault identification based on improved deep model in combination of generative adversarial networks under unbalanced data sets [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019(3): 176-183.
- [27] WANG Z, WANG J, WANG Y. An intelligent diagnosis scheme based on generative adversarial learning deep neural networks and its application to planetary gearbox fault pattern recognition [J]. Neurocomputing, 2018, 310: 213-222.
- [28] MAO W, LIU Y, DING L, et al. Imbalanced fault diagnosis of rolling bearing based on generative adversarial network: A comparative study [J]. IEEE Access, 2019, 7: 9515-9530.
- [29] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289(4-5): 1066-1090.
- [30] 王丽娜, 费如纯, 董晓梅, 等. 基于范数的多维数据模糊聚类方法 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2003, 24(5): 449-452.
- WANG L N, FEI R C, DONG X M, et al. Norm-based fuzzy clustering method for multi-dimension data [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2003, 24(5): 449-452.
- [31] FEI C, BAI G, TANG W, et al. Quantitative diagnosis of rotor vibration fault using process power spectrum entropy and support vector machine method [J]. Shock and Vibration, 2014: 1-9.
- [32] AI Y, GUAN J, FEI C, et al. Fusion information entropy method of rolling bearing fault diagnosis based on n -dimensional characteristic parameter distance [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 88: 123-136.
- [33] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHHER K, et al. PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C]. IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, 2012: 1-8.

作者简介



戴俊, 2016 年于淮阴工学院获得学士学位, 2018 年于大连交通大学获得硕士学位, 现为苏州大学博士研究生, 主要研究方向为智能故障诊断、深度学习理论、振动信号处理。

E-mail: j dai@stu.suda.edu.cn

Dai Jun received his B. Sc. degree from Huaiyin Institute of Technology in 2016 and received his M. Sc. degree from Dalian Jiaotong University in 2018. Now, he is a Ph. D. candidate in Soochow University. His main research interests include intelligent fault diagnosis, deep learning theory and vibration signal processing.



王俊 (通信作者), 2010 年于武汉理工大学获得学士学位, 2015 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为苏州大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为机电系统信号处理、状态监测、故障诊断与智能维护。

E-mail: junking@mail.ustc.edu.cn

Wang Jun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wuhan University of Technology in 2010 and Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2015. Now, he is an associate professor and master student supervisor in Soochow University. His main research interest includes signal

processing, condition monitoring, fault diagnosis and intelligent maintenance of mechanical and electrical systems.



朱忠奎,1997 年于合肥工业大学获得学士学位,2002 年于合肥工业大学获得硕士学位,2005 年于中国科学技术大学获得博士学位,现为苏州大学教授、博士生导师,主要研究方向为机械系统状态监测与故障诊断、振动信号分析与处理、车辆系统动力学。

E-mail: zhuzhongkui@suda.edu.cn

Zhu Zhongkui received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Hefei University of Technology in 1997 and 2002, respectively; received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2005. Now, he is a professor and Ph. D. supervisor in Soochow University. His main research interest includes condition monitoring and fault diagnosis of mechanical systems, vibration signal analysis & processing, vehicle system dynamics.



沈长青,2009 年于中国科学技术大学获得学士学位,2014 年于中国科学技术大学和香港城市大学获得联合培养博士学位,现为苏州大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为机械系统动态信号处理、状态监测与智能诊断。

能诊断。

E-mail: cqshen@suda.edu.cn

Shen Changqing received his B. Sc. degree from University of Science and Technology of China in 2009, received his Ph. D. degree in a joint PhD program in University of Science and Technology of China and City University of Hong Kong in 2014. Now, he is an associate professor and master student supervisor in Soochow University. His main research interest includes dynamic signal processing, condition monitoring and intelligent diagnosis of mechanical systems.



黄伟国,2004 年于中国科学技术大学获得学士学位,2010 年于中国科学技术大学获得博士学位,现为苏州大学教授、硕士生导师,主要研究方向为机械信号处理、数字图像处理、机械动力学及故障诊断。

E-mail: wghuang@suda.edu.cn

Huang Weiguo received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from University of Science and Technology of China in 2004 and 2010, respectively. Now, he is a professor and master student supervisor in Soochow University. His main research interest includes mechanical signal processing, digital image processing, mechanical dynamics and fault diagnosis.