

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210117

基于间歇故障信号动态响应特征的电连接器退化状态评估方法研究

程先哲,吕克洪,张勇,刘冠军,邱静

(国防科技大学智能科学学院装备综合保障技术重点实验室 长沙 410073)

摘要:电连接器间歇故障是装备中的一种主要故障类型,其信号表现与电连接器的退化状态及环境应力等级具有强关联特性。针对装备中电连接器退化状态难以评估这一技术难题,充分利用正弦振动条件下电连接器的间歇故障信号动态响应特征,结合动力学模型分析其接触界面相对位移的表现规律,提取间歇故障信号的双峰幅值及其时间差作为反映电连接器退化状态的有效特征参数,并构造特征参数数据集;进一步建立基于深度信念网络和多任务学习的状态评估模型,采用自适应迭代加权求和的方式对模型的损失函数进行改进,结合间歇故障特征参数数据集,对电连接器开展退化状态评估分析,评估准确率达到95.94%,为开展电连接器退化状态评估研究提供了新思路。

关键词: 间歇故障;电连接器;动力学模型;深度信念网络;状态评估

中图分类号: TH70 TM930 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.4030

Research on the degradation state assessment method for electrical connectors based on dynamic characteristics of intermittent fault signals

Cheng Xianzhe, Lyu Kehong, Zhang Yong, Liu Guanjuan, Qiu Jing

(Science and Technology on Integrated Logistics Support Laboratory, College of Intelligence Science and Technology,
National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The intermittent fault of the electrical connector is a common fault type in equipment, and its signal performance has a strong correlation with the degradation state of electrical connector and the environmental stress level. It is difficult to evaluate the degradation state of electrical connector. To address this issue, a new method is proposed in this article. The dynamic characteristics of intermittent fault signals of electrical connectors under sinusoidal vibration conditions are analyzed, and the behaviors of relative displacement between the contact interfaces obtained from dynamic model analysis reflect that the intermittent fault's bimodal amplitudes and their time delay are effective parameters to evaluate the degradation state of electrical connectors. The characteristic parameter dataset is constructed. Furthermore, a state assessment model based on deep belief network and multitask learning is formulated. The loss function of the model is improved as the iteratively weighted summation of the partial losses. Based on the parameter dataset of intermittent fault, the degradation states of electrical connectors are evaluated and analyzed, and the accuracy reaches 95.94%. The proposed method provides a new research route for the degradation state assessment of electrical connectors.

Keywords: intermittent fault; electrical connector; dynamic model; deep belief network; state assessment

0 引言

根据 GJB451A-2005 的定义,间歇故障是指产品发生故障后,不经修理而在有限时间内或适当条件下自行恢复功能的故障^[1]。间歇故障通常伴随着装备的状态退化

过程,且在一定的应力条件下才显现出来,是装备尤其是装备中电子设备服役中后期的一种主要故障类型,给装备的使用和保障带来了极大的困扰和挑战^[2]。根据飞机修理维护经验,在空中执行任务期间飞机机内测试(built-in test, BIT)所报故障,有近半数在后续地面维修期间无法检出,造成该现象的很大一部分原因是由于设

备性能退化和环境应力综合导致的间歇故障^[3]。随着近几年装备实战化水平和运用强度的提高,间歇故障问题越来越受到人们的重视,急需对装备间歇故障问题开展深入研究。不同于永久故障的持续性对外表现,间歇故障具有持续时间短,可重复出现,时有时无等特征,正因其瞬变、随机等特性使得间歇故障相关研究工作难以开展,现阶段多为定性分析描述与检测方法等方面的研究^[4-5],对间歇故障开展定量分析研究工作还有待进一步探索和深入。

电连接器是装备电子设备中的典型连接环节,数量众多,地位重要。在装备服役过程中各种环境应力(如温度、湿度、振动等)的长时间作用下,由电连接器退化导致的间歇故障问题时有发生,使装备的运行过程面临着严重的安全隐患^[6]。统计分析表明,有 30%~60% 的电子设备故障问题来源于电连接器失效^[7],其中有近半数比例为电连接器间歇故障^[4],而振动应力是引发电连接器发生间歇故障的一个主要因素^[8]。近年来,国内外许多学者针对电连接器退化过程中的间歇故障现象展开了探索研究。

Ren 等^[9]研究了振动应力环境下金属触点发生微动退化导致的间歇失效现象,并对其失效机理给出了定性解释。Syed 等^[10]针对电连接环节中间歇故障设计了信号检测电路,并通过仿真和振动试验验证了其有效性。文献[11-12]对比分析了不同振动条件下电连接器间歇故障的发生概率,并结合理论模型总结了信号特征的几个规律性表现。Shi 等^[13]对不同冲击条件和不同退化状态下接线端子连接器的间歇故障信号展开了分析研究,总结了信号幅值随冲击应力等级呈线性增长的变化规律,并分别基于间歇故障的时域和频域特征展开了状态评估研究。以上研究分别阐述了电连接器间歇故障在不同方面的表现规律,总而言之,电连接器间歇故障与其自身退化状态及环境应力等级呈现出一定的关联关系,相比电连接器稳态接触电阻表现,电连接器的间歇故障信号具有更明显的退化规律,可依据间歇故障的动态特性表现对电连接器的退化状态展开评估分析。

然而,在实际环境条件下,受到电接触微观表面各种随机因素的干扰,间歇故障信号表现出较强的随机性特征^[14],如何从随机的间歇故障信号中提取出反映电连接器退化状态的稳定性特征,对此需要展开深入的分析研究。此外,由于受到结构响应及安装方式的影响,即使受到同一振动应力的作用,不同部位处的电连接器承受的环境应力大小不尽相同,对其间歇故障表现也会带来直接影响。因此,根据间歇故障表现对电连接器开展状态评估时,需同时对自身退化状态及环境振动应力等级进行评估和识别。

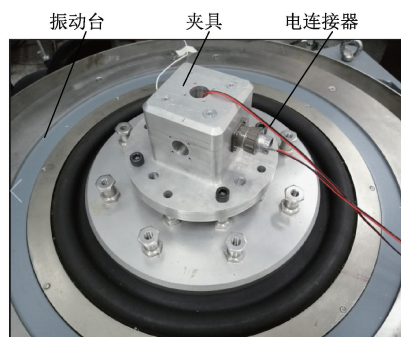
综上,本文利用正弦振动条件下的电连接器间歇故障信号特征对其开展退化状态评估研究,结合电连接器动力学模型的仿真分析结果,根据间歇故障信号的动态响应特性,提取出与自身退化状态及外界应力等级相关联的有效信号特征,进一步构建基于深度信念网络(doop belief network, DBN)的多任务学习评估模型,展开深度特征提取并分别输出电连接器自身退化状态及外部应力等级的评估识别结果,结合试验数据集展开模型训练和测试,最后验证了所提出的基于间歇故障信号动态响应特征的电连接器退化状态评估方法的有效性。

1 电连接器间歇故障信号动态响应特性及动力学模型分析

1.1 电连接器间歇故障信号获取及特性分析

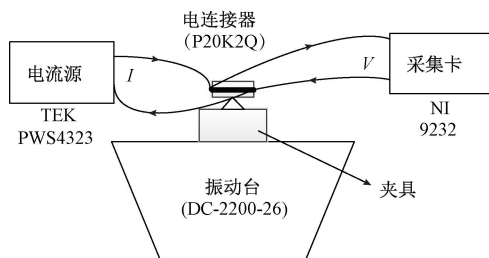
1) 电连接器间歇故障信号获取试验方案

搭建电连接器振动试验平台如图 1(a)所示,通过夹具将电连接器固定在振动台上方,利用四线法采集电连接器插针插孔之间的接触电压信号,如图 1(b)所示,这样可以排除导线电阻的影响。



(a) 电连接器振动试验平台

(a) The vibration test platform for electrical connectors



(b) 间歇故障信号采集方法示意图

(b) The diagram of the test method to collect the intermittent fault signals

图 1 电连接器试验平台

Fig. 1 The test platform for electrical connectors

设置电源电流为 1 A,电连接器静态接触电阻约为 1 mΩ,故采集到插针插孔之间的电压降约为 1 mV。采集卡采集精度为 24 位,采集电压范围设置为-10~10 V,可

以计算出采集分辨率约为 $1.2 \mu\text{V}$, 满足电连接器接触电压的采集精度要求, 设置采样频率为 102.4 kHz , 采样时间为 10 s 。

电连接器内部插孔发生应力松弛是其主要的一种退化表现形式, 也是导致间歇故障发生的重要来源^[4]。由于自然退化的电连接器样本难以获取, 在试验过程中, 采用人为扩大插孔的方式模拟电连接器发生应力松弛退化, 使得插针插孔间连接相对松动。采用振动台对退化电连接器施加一定条件的振动应力可以激发出间歇故障, 其表现为对应接触电压信号的瞬时增大。

2) 电连接器间歇故障信号特性分析

图 2(a) 和 (b) 所示分别为某次试验得到的电连接器间歇故障时域信号及其频谱图, 其对应的振动频率为 120 Hz , 振动量级为 10 g 。从时域图可以看出, 间歇故障信号遍布于整个时间范围, 间歇故障信号幅值大小呈现出一定的随机性; 从频谱图可以看出, 间歇故障信号主要频率为 120 Hz 及其倍频, 与外界振动频率一致。间歇故障信号与振动信号放大图如图 3 所示, 可以看出, 各间歇故障峰值与振动峰值的时间延迟大小近似相同, 表明电连接器间歇故障信号对外界振动信号呈现出随动性特征。

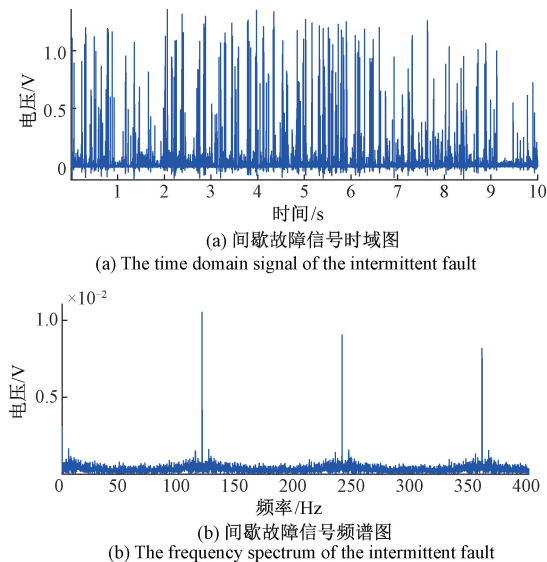


图 2 间歇故障信号图

Fig. 2 The diagram of the intermittent fault signals

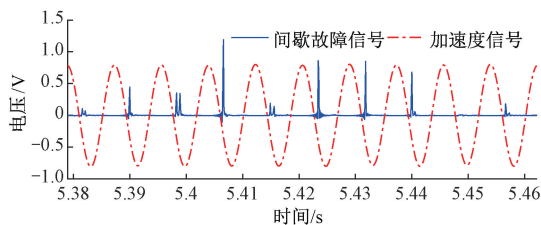


Fig. 3 The enlarged view of the intermittent fault signal and the synchronous vibration signal

电连接器的接触电阻由接触界面大量微观导电斑点并联构成, 间歇故障的随机性特征来源于微观接触表面受到的各种随机因素的干扰; 当电连接器退化到一定程度时, 接触界面的轻微扰动可能会导致接触电压信号出现随机大小的间歇故障峰值。间歇故障的随动性特征来源于电连接器内部结构对外界振动的动态响应, 表现为在每个振动周期的特定时刻呈现出间歇故障峰值, 故障峰值与加速度峰值的相位延迟大小与电连接器的初始接触状态有关^[14]。从图 3 可以看出, 在每个振动周期内的间歇故障时而以单峰形式出现, 时而以双峰形式出现, 时而无明显故障表现。进一步结合电连接器动力学模型, 对其间歇故障信号特性展开分析。

1.2 电连接器动力学模型分析

根据电连接器内部各部件的结构位置关系, 将部件之间的接触简化为弹簧连接, 得到其结构简化示意图如图 4(a) 所示。当插孔发生应力松弛退化而导致电连接器在振动环境下出现间歇故障时, 可将插针插孔之间的连接等效为大小随其相对位移而变化的等效刚度和等效阻尼, 如图 4(b) 所示, 依据实际经验设置弹簧刚度及等效阻尼随相对位移 Δx 的变化规律如式 (1) 所示, 其中弹簧刚度对应变化曲线如图 5 所示。依据电连接器动力学模型, 构建其内部各部件的位移方程式如式 (2) 所示。

$$k_4 = \begin{cases} k_0 x_0 / (x_0 + \Delta x), & \Delta x < 0 \\ k_0 e^{-\ln 2 \cdot \Delta x / x_0}, & \Delta x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$c_4 = \begin{cases} c_0 c_0 / (x_0 + \Delta x), & \Delta x < 0 \\ c_0 e^{-\ln 2 \cdot \Delta x / x_0}, & \Delta x \geq 0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} z_1 = A \sin \omega t \\ m_2 z_2'' + k_2 (z_2 - z_4) + k_3 (z_2 - z_1) = 0 \\ m_3 z_3'' + c_4 (\dot{z}_3 - \dot{z}_4) + k_4 (z_3 - z_4) + k_1 (z_3 - z_1) = 0 \\ m_4 z_4'' + c_4 (\dot{z}_4 - \dot{z}_3) + k_4 (z_4 - z_3) + k_2 (z_4 - z_2) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

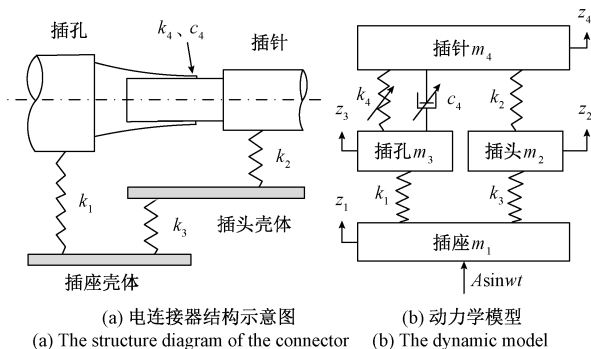


图 4 电连接器结构示意图及相应动力学模型

Fig. 4 The structure diagram and the dynamic model of the electrical connector

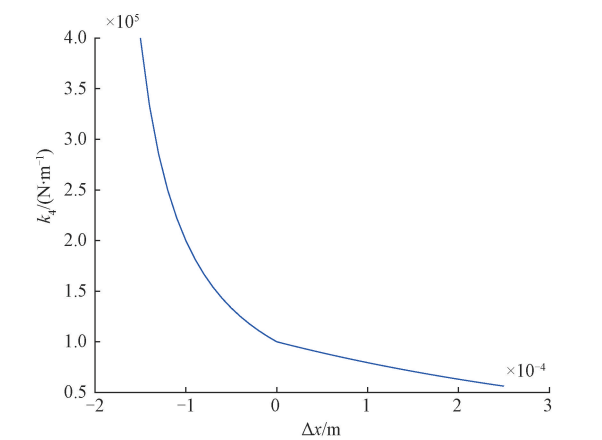


图 5 等效刚度 k_4 随插针插孔相对位移变化曲线

Fig. 5 The variation curve of equivalent stiffness k_4 with relative displacement between pin and pinhole

根据电连接器使用手册及实际测量经验,设置动力学模型参数如表 1 所示。在构建的电连接器动力学模型基础上开展仿真分析,如图 6 所示,可求解得到插针插孔之间的相对位移(图 6(a)实线)。设定相对位移阈值(图 6(a)虚线),当插针插孔之间相对位移小于阈值时,电连接器接触电阻处于低阻态,无明显间歇故障发生;当相对位移超过阈值时,电连接器表现出间歇故障现象。

表 1 电连接器动力学模型参数

Table 1 Parameters of the dynamic model for the electrical connector

质量/g		弹簧刚度/($\text{kN}\cdot\text{m}^{-1}$)		其他参数	
m_1	100	k_0	100	A	1 mm
m_2	10	k_1	1 000	w	120 Hz
m_3	2	k_2	1 000	c_0	0.001 N/(m/s)
m_4	2	k_3	100	x_0	0.2 mm

图 6(b)为发生间歇故障时对应的位移峰值信号与振动信号的放大图,在一个振动周期内,有时会出现一次或两次间歇故障,有时不会出现间歇故障信号,这与图 3 中实测间歇故障信号的表现形式类似。

1.3 电连接器间歇故障有效特征提取

根据动力学模型,图 6(b)中单个振动周期内相对位移双峰信号之间的时间间隔大小,主要取决于电连接器插针插孔之间的等效刚度;随着电连接器发生应力松弛退化,其插针插孔之间的等效刚度会越来越小,故相应的间歇故障信号的双峰时间间隔的整体表现会有变大的趋势。此外,结合实际经验,间歇故障信号幅值的表现会随着电连接器自身状态的退化和环境振动应力等级的升高而呈现出增大的趋势。因此,本文通过提取间歇故

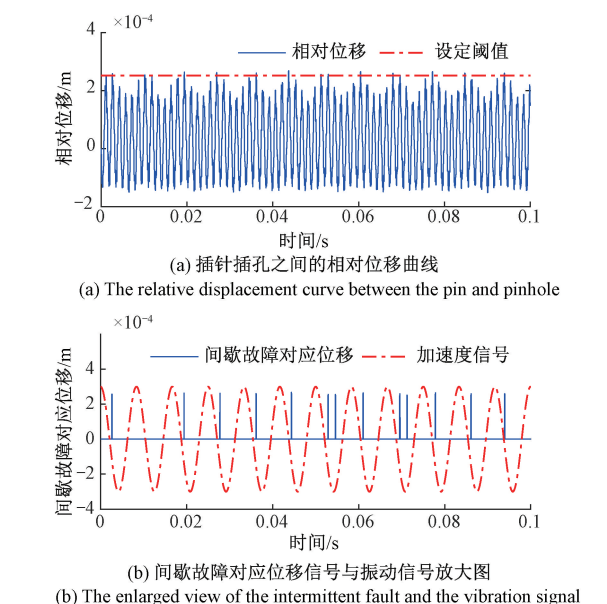


图 6 动力学模型仿真计算结果

Fig. 6 The simulation results of the dynamic model

障信号的双峰幅值及其时间差,作为电连接器退化状态评估和环境振动应力等级识别的有效特征参数,如图 7 所示。同时,考虑到间歇故障信号表现容易受到微观接触表面各种随机因素的干扰,从间歇故障信号样本中挑选出足够多的双峰信号,提取其对应的双峰幅值及时间差特征参数并进行融合;这些参数中蕴含着电连接器退化状态及环境振动应力等级的相关信息,后续还需构建相应的评估模型,并将这些有效特征参数作为模型的输入,进一步从中挖掘出深度特征,以实现电连接器退化状态和环境应力等级的评估和识别。

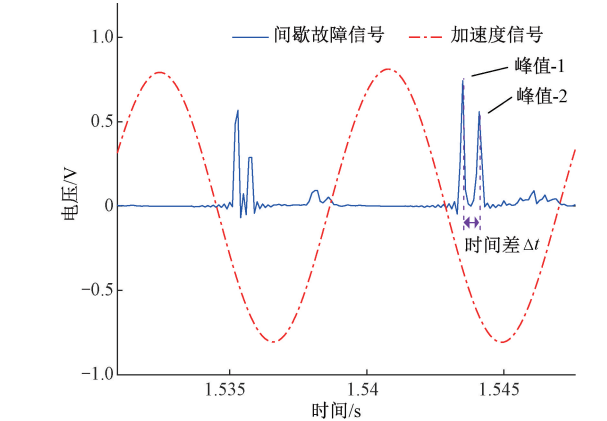


图 7 电连接器间歇故障双峰信号特征提取

Fig. 7 Feature extraction of bimodal signals from intermittent fault signals of the electrical connector

需要说明的是,本文通过融合间歇故障信号整体的幅值及双峰时间间隔这两种类型的特征来实现电连接器

的状态评估目标,为便于对大量的信号样本展开统一分析,主要通过挑选样本中的多个双峰信号进行特征提取,而对样本中的单峰信号特征进行舍弃;获取到足够多的双峰信号幅值特征,也可有效反映出间歇故障信号整体的幅值特征信息。

2 基于 DBN 和多任务学习的状态评估模型

由于电连接器间歇故障信号会受到微观接触表面各种随机因素的干扰,从信号中提取的特征参数也呈现出一定的随机性,为了实现电连接器退化状态评估的目标,还需进一步从间歇故障特征参数中挖掘出反映其退化状态的深度特征。DBN 是一种典型的深度学习网络,目前已广泛应用于状态监测、故障诊断和寿命预测等领域^[15-20],该网络具有很强的信息学习挖掘能力,能够提取信号的深度特征,在模型完成训练后,可以使整个网络按照最大概率来生成训练数据,因此可利用该模型结合间歇故障特征参数对电连接器展开状态评估研究。此外,电连接器间歇故障特征参数与其退化状态及环境应力均具有较强相关性,为了实现更好的状态评估效果,需同时对其关联性展开建模分析。综上,本文基于 DBN 构建多任务学习模型,结合间歇故障特征参数对电连接器展开状态评估研究。

2.1 DBN 基本理论

1) 受限玻尔兹曼机(RBM)

RBM 是组成 DBN 的基本构件,具有两层网络结构,如图 8 所示,包含一个可见层 v 用于输入训练数据和一个隐藏层 h 用于提取特征。假设所有节点都是随机二值变量,定义 RBM 输入输出联合组态的能量函数如式(3)所示,其中 w 为连接可见层与隐藏层的权重, a 和 b 分别为可见层和隐藏层的偏置量, m 和 n 分别为可见层和隐藏层的节点个数, $\theta = \{w, a, b\}$ 。基于能量函数可计算 RBM 输入输出的联合概率分布表达式如式(4)所示,进一步可得到给定可见层 v 基础上隐藏层节点输出概率,以及给定隐藏层 h 基础上可见层节点输出概率,分别如式(5)和(6)所示。

$$E(v, h; \theta) = - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_{ij} v_i h_j - \left(\sum_{i=1}^m a_i v_i + \sum_{j=1}^n b_j h_j \right) \quad (3)$$

$$P_{\theta}(v, h) = \frac{\exp(-E(v, h; \theta))}{\sum_{v, h} \exp(-E(v, h; \theta))} \quad (4)$$

$$P(h_j = 1 | v) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_i w_{ij} v_i - b_j\right)} \quad (5)$$

$$P(v_i = 1 | h) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_j w_{ij} h_j - a_i\right)} \quad (6)$$

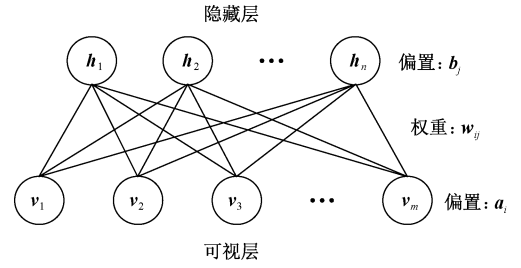


图 8 RBM 结构示意图

Fig. 8 The structure diagram of RBM

RBM 的训练目标是优化 θ 使得其可见层在训练数据集 s 上的对数似然函数 $L(\theta)$ 达到最大(式(7)),计算其对数似然函数的偏导数如式(8)所示,令偏导数等于 0 可对 θ 进行求解,其中 $\langle \cdot \rangle_p$ 表示给定分布 P 时的数学期望,“data”和“model”分别指代分布 $P(h | v)$ 和 $P(v, h)$ 。为提高模型训练效率, Hinton 等^[21]提出了对比散度 (contrastive divergence, CD) 快速学习算法,对应的参数更新表达式如式(9)所示,其中参数 ε 为学习率,“recon”指代重构后的模型分布。

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} L(\theta) = \arg \max_{\theta} \sum_{s=1}^S \log P(v^{(s)} | \theta) \quad (7)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial \log P(v | \theta)}{\partial w_{ij}} = \langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{model}} \\ \frac{\partial \log P(v | \theta)}{\partial a_i} = \langle v_i \rangle_{\text{data}} - \langle v_i \rangle_{\text{model}} \\ \frac{\partial \log P(v | \theta)}{\partial b_j} = \langle h_j \rangle_{\text{data}} - \langle h_j \rangle_{\text{model}} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \Delta w_{ij} = \varepsilon (\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{recon}}) \\ \Delta a_i = \varepsilon (\langle v_i \rangle_{\text{data}} - \langle v_i \rangle_{\text{recon}}) \\ \Delta b_j = \varepsilon (\langle h_j \rangle_{\text{data}} - \langle h_j \rangle_{\text{recon}}) \end{cases} \quad (9)$$

2) DBN 网络结构

DBN 网络由多层 RBM 堆叠而成,通过多层 RBM 训练可实现从输入数据中提取深度抽象特征,最后由全连接网络得到信号输出。DBN 模型训练过程可分为预训练和微调两个步骤,首先对 RBM 逐层展开正向无监督学习训练,利用训练数据训练 θ 使得 RBM 在输入样本上的似然函数达到最大,然后结合样本数据标签开展反向有监督学习训练,对各层级网络参数进行微调。

RBM 预训练学习过程采用 CD 算法,自下而上逐层训练参数,其目标是提取输入数据集的深层次特征,同时起到特征降维的目的。网络参数微调过程采用误差反向传播 (back propagation, BP) 算法,自顶向下对参数进行微调,使得网络输出尽可能趋近于数据标签,减小分类误差^[22]。

2.2 电连接器状态评估模型

1) 基于 DBN 的多任务学习模型

由于间歇故障信号同时受到电连接器退化状态和外界环境应力等级的影响,构建基于 DBN 的多任务学习模型对电连接器展开状态评估,模型示意图如图 9 所示。

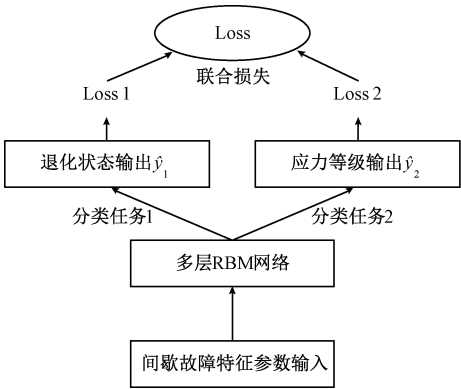


图 9 电连接器状态评估模型示意图
Fig. 9 Diagram of the state assessment model for electrical connectors

电连接器状态评估模型输入为 1.3 节提取融合的间歇故障特征参数,经过多层 RBM 网络后得到间歇故障的深度特征,最后输出至两个分类网络,分别对应电连接器退化状态和振动应力等级。

2) 模型损失函数改进策略

对电连接器状态评估模型开展学习训练需定义损失函数,对退化状态输出和应力等级输出分别计算交叉熵损失,得到两个分类任务的损失函数如式 (10) 所示,其中 y 和 $\hat{y}$ 分别对应分类任务的独热编码标签值和预测输出值, q 和 S 分别为分类类别数和样本总数。

$$\text{Loss}_m = -\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^q y_{ij} \log \hat{y}_{ij}, \quad m = 1, 2 \tag{10}$$

构建多任务学习模型的总体损失函数需将各子任务的损失函数联合起来,一般将其定义为两个子任务损失函数的加权求和^[22-23],如式 (11) 所示。考虑到两个分类任务对应的损失函数收敛速度不一致,为尽可能提高多任务学习模型整体的训练效果,本文设定两个损失函数权重的自适应迭代策略如式 (12) 所示,以此对模型的整体损失函数进行改进。根据各子任务损失函数曲线的下降速度分配不同权重,下降速度越快,则相应任务的损失函数权重越小,这样可有效平衡两个子任务的学习速率,充分利用训练数据集提取间歇故障特征参数的深度特征。

$$L(\theta) = \lambda_1 \text{Loss}_1 + \lambda_2 \text{Loss}_2 \tag{11}$$

$$\begin{cases} \lambda_1^i = 0.5, \lambda_2^i = 0.5, & i \leq 2 \\ \hat{\lambda}_1^i = \frac{\text{Loss}_1(i-1)}{\text{Loss}_1(i-2)}, \hat{\lambda}_2^i = \frac{\text{Loss}_2(i-1)}{\text{Loss}_2(i-2)}, & i > 2 \\ \lambda_1^i = \frac{\hat{\lambda}_1^i}{\hat{\lambda}_1^i + \hat{\lambda}_2^i}, \lambda_2^i = \frac{\hat{\lambda}_2^i}{\hat{\lambda}_1^i + \hat{\lambda}_2^i}, & i > 2 \end{cases} \tag{12}$$

3 电连接器状态评估结果分析

3.1 电连接器状态评估方案设计

1) 间歇故障特征参数数据集构建按照 1.1 节的试验方案,分别采集电连接器在不同退化状态和应力等级条件下的间歇故障信号。通常情况下,正常电连接器插针插孔之间的插拔力大约在 2.5~4 N,当插拔力退化至 1.5 N 左右时,电连接器在振动条件下才容易表现出明显的间歇故障现象。另外,在实际测试插拔力的过程中,测试结果往往存在一定的随机偏差,根据测试经验,标准偏差值大约为 0.1 N。综合以上因素,为了得到不同退化状态的电连接器,通过扩大插孔的方式模拟 5 个不同退化状态的电连接器,使其对应插拔力大小分别约为 1.5、1.2、0.9、0.6 和 0.3 N。通过静态接触电阻测试发现,这些退化电连接器的静态接触电阻均在 1 mΩ 左右,与退化前基本相当。参考电连接器手册中推荐使用的振动试验条件,设定 5 个不同振动应力等级分别为 5 g、10 g、15 g、20 g、25 g,结合试验经验,统一设定正弦振动频率为 120 Hz。不同退化状态和应力等级条件参数如表 2 所示。

表 2 不同退化状态和应力等级对应参数
Table 2 Corresponding parameters of different degradation states and stress levels

退化程度	正常	状态 1	状态 2	状态 3	状态 4	状态 5
插拔力/N	2.5~4	1.5	1.2	0.9	0.6	0.3
应力等级	无应力	等级 1	等级 2	等级 3	等级 4	等级 5
120 Hz 正弦/g	0	5	10	15	20	25

针对每个退化电连接器,分别在 5 个振动应力等级条件下开展定频振动试验,采用间断采样的方式获取同一条条件下的多个间歇故障信号样本。每次采集 10 s 的数据定义为一个样本,每个条件下分别采集 100 个间歇故障样本,总共得到 2 500 个间歇故障信号样本。整个试验过程时间相对较短,并不会使各退化电连接器的状态发生进一步退化,即每个条件下采集的 100 个间歇故障样本可视为具有相同的退化状态。

按照 1.3 节的方法提取间歇故障信号样本对应的特征参数。结合各条件下间歇故障样本数据中的双峰信号个数,统一挑选信号中前 100 个双峰进行特征提取和融合,即从每个信号样本中提取出 300 个特征参数值,作为状态评估模型的输入。

2) 状态评估模型参数设置

将 2 500 组样本对应的间歇故障特征参数值进行归一化处理后,结合其相应退化状态标签和应力等级标签,输入至状态评估模型进行学习训练,将各标签对应的样本数据随机均分至训练集和测试集,总共得到 1 250 组训练集样本和 1 250 组测试集样本。

设置 DBN 网络由 3 层 RBM 堆叠而成,输入节点数为 300,3 层 RBM 输出节点数分别为 200、100 和 50,而后分别连接两个 Softmax 分类网络,两个分类网络节点数均为 5,采用独热编码的方式定义标签值。网络预训练和微调阶段学习率设为 0.1,训练迭代次数设为 300。

3.2 电连接器状态评估结果

根据 3.1 节的模型参数设置,分别对电连接器间歇故障特征参数数据集展开退化状态评估和应力等级识别,最终得到训练集和测试集预测分类准确率的混淆矩阵如图 10 所示。

从整体的评估和识别结果可以看出,测试集分类准确率与训练集大体相近,平均准确率均达到 95% 以上,对测试集数据的状态评估准确率为 95.94%,表明所提取的间歇故障特征参数和提出的评估模型可实现对电连接器退化状态的有效评估。进一步将所提出的基于 DBN 的多任务学习模型与不同参数设置和不同类型的评估模型展开对比分析,分别计算各模型得到的 10 次评估结果的平均值和方差,不同模型的评估结果如表 3 所示。其中

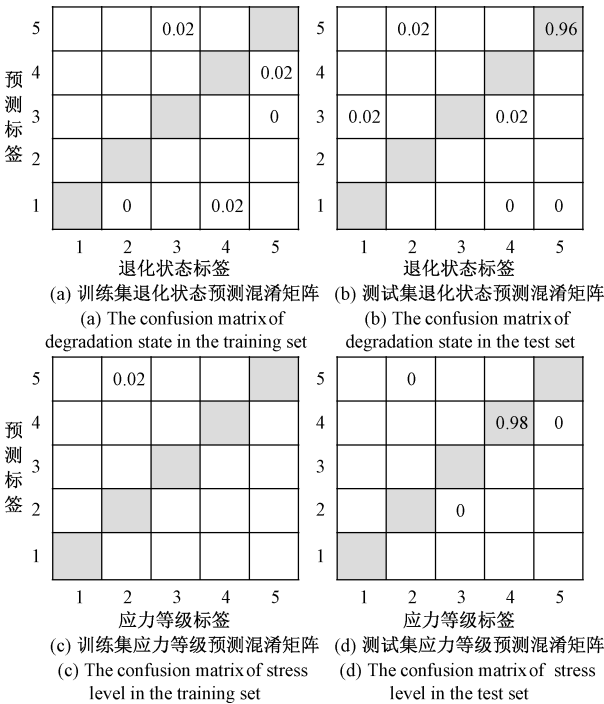


图 10 电连接器退化状态评估及应力等级识别结果
Fig. 10 Evaluation results of the corresponding degradation state and stress level for electrical connectors

DBN-1 模型采用状态评估模型参数设置及改进的联合损失函数,DBN-2 模型将损失函数改为多任务损失函数的直接求和,DBN-3 模型将 DBN 设置为 2 层 RBM (节点数分别为 200 和 100)堆叠而成,DBN-4 模型将输入节点数改为 240,即对应 80 个间歇故障双峰特征参数。支持向量机 (SVM)采用网格搜索算法进行参数寻优,人工神经网络 (ANN)网络节点数设置与 DBN 相同,激活函数采用 Relu 函数。

表 3 不同模型评估结果对比分析

评估模型参数设置	退化状态评估结果		应力等级识别结果	
	训练集	测试集	训练集	测试集
DBN-1+Multitask	96.13±0.48	95.94±0.64	96.90±0.34	96.41±0.35
DBN-2+Multitask	95.40±0.69	95.29±0.59	95.10±0.63	94.87±1.01
DBN-3+Multitask	94.81±0.87	93.82±0.91	94.35±1.12	93.98±0.97
DBN-4+Multitask	93.26±0.89	92.76±0.96	93.61±1.06	93.35±1.01
DBN-1+Singletask	94.66±0.73	94.97±0.66	94.67±0.92	94.59±0.59
SVM	88.42±1.36	87.14±1.5	89.29±1.74	88.34±1.67
ANN	87.70±1.89	86.45±1.84	86.02±1.86	85.38±1.90

3.3 评估结果分析

根据表 3 中不同模型的评估结果,所提出的基于 DBN 的多任务学习模型具有最高的评估准确率,训练集

和测试集的状态评估准确率分别为 96.13% 和 95.94%,本文提出的方法可有效基于间歇故障信号实现对电连接器退化状态的评估。

从 DBN-1 和 DBN-2 模型评估结果的对比情况来看,相比直接相加计算多任务学习模型的损失函数,本文提出的采用自适应迭代加权求和的方式计算联合损失函数,对多任务学习模型训练具有明显的提升效果,表明在模型训练过程中,通过改进协调各子任务的收敛速度,可充分发挥出整体模型对深度特征信息的提取分析能力。

从 DBN-1 和 DBN-3 模型评估结果的对比情况来看,DBN 网络层数的减少会使评估准确率明显降低,反映出层数相对较深的模型对输入数据具有更强大的表示学习能力,同时也意味着更大的计算资源消耗,在实际应用中需根据输入数据的复杂度合理地设置网络层数。

从 DBN-1 和 DBN-4 模型评估结果的对比情况来看,输入特征参数个数的减少也会使评估准确率明显降低,更多的特征参数中包含的电连接器退化状态和振动应力等级相关信息更加丰富,因此对应得到的退化状态评估和应力等级识别结果相对更加准确。

从多任务和单任务学习模型的对比情况来看,多任务学习模型使得两个子任务的分类准确率均明显高于单任务学习模型的对应结果,充分说明多任务学习模型的联合训练可以更有效地从输入特征参数中挖掘出深度特征信息,从而达到更高的退化状态评估和应力等级识别准确率。

通过与 SVM 和 ANN 这两个经典的机器学习模型进行对比,基于 DBN 的评估模型具有明显更优的评估准确率,充分表明 DBN 模型具有更强大的表示学习和深度特征挖掘能力,体现了该方法的优越性。

本文在试验过程中,通过模拟插孔发生应力松弛退化,得到了插拔力在 0.3~1.5 N 的 5 个不同退化状态的电连接器,采用了 5~25 g 的 5 种不同振动应力等级激发出退化电连接器的间歇故障;在实际中电连接器发生的间歇故障,其对应的退化状态及振动应力等级基本都在这两个范围内。在实际应用本文提出的方法时,首先需要对电连接器结构件施加 120 Hz 的正弦振动应力,可通过逐步增加应力等级直至能够采集到明显的间歇故障信号,然后根据本文训练的模型对电连接器退化状态及其受到的振动应力等级进行评估和识别,得到与其最相近的退化状态评估和应力等级识别的分类结果,实现最终的电连接器退化状态评估目标。

本文采用注入损伤的方式来模拟退化电连接器,然而,现实中实际退化电连接器碰到的间歇故障问题更加复杂,如何针对实际退化电连接器开展状态评估,还有待进一步研究。

4 结 论

本文主要开展了正弦振动条件下电连接器的间歇故障信号的动态响应特征分析研究,提取了能够有效表征电连接器退化状态的特征参数,即间歇故障信号的双峰幅值及其时间差;根据所提取的间歇故障有效特征参数,构建了基于 DBN 的多任务学习模型,采用自适应迭代加权求和算法改进了多任务学习模型的联合损失函数,分别评估和识别间歇故障特对应的电连接器退化状态和振动应力等级参数,得到的状态评估准确率和应力等级识别准确率分别为 95.94% 和 96.41%,表明本文提出的方法可有效基于间歇故障信号实现对电连接器退化状态的评估。

参考文献

- [1] 可靠性维修性保障性术语: GJB451A-2005[S]. 北京: 总装备部, 2005.
Reliability maintainability supportability terminology: GJB451A-2005 [S]. Beijing: the General Equipment Department, 2005.
- [2] 刘冠军, 吕克洪, 李华康, 等. 装备无故障发现与间歇故障诊断技术[J]. 测控技术, 2019, 38(1): 5-12, 18.
LIU G J, LYU K H, LI H K, et al. No fault found and intermittent fault diagnosis technique for equipment[J]. Measurement & Control Technology, 2019, 38(1): 5-12, 18.
- [3] STEADMAN B, BERGHOUT F, OLSEN N, et al. Intermittent fault detection and isolation system[C]. IEEE Autotestcon, IEEE, 2008.
- [4] 吕克洪, 吴晓龙, 李华康, 等. 航空装备连接型间歇故障诱发机理分析[J]. 测控技术, 2020, 39(12): 55-62.
LYU K H, WU X L, LI H K, et al. Analysis on induction mechanism of connecting intermittent failure in aviation equipment [J]. Measurement & Control Technology, 2020, 39(12): 55-62.
- [5] ZHOU D, ZHAO Y, WANG Z, et al. Review on diagnosis techniques for intermittent faults in dynamic systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(3): 2337-2347.
- [6] QI H, GANESAN S, PECHT M. No-fault-found and

- intermittent failures in electronic products [J]. *Microelectronics Reliability*, 2008, 48(5): 663-674.
- [7] SWINGLER J, MCBRIDE J W, MAUL C. Degradation of road tested automotive connectors [J]. *IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies*, 2000, 23(1): 157-164.
- [8] 骆燕燕, 梁弘, 刘旭阳, 等. 接触件结构参数对电连接器振动特性的影响[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(11): 202-208.
- LUO Y Y, LIANG H, LIU X Y, et al. Effects of structure parameters of electrical connector contacts on the vibration of connector [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32 (11): 202-208.
- [9] REN W, DU D, DU Y, et al. electrical contact resistance of connector response to mechanical vibration environment [J]. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 2019, 2(10): 769-777.
- [10] SYED W A, PERINPANAYAGAM S, SAMIE M, et al. A novel intermittent fault detection algorithm and health monitoring for electronic interconnections [J]. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 2016, 6(3): 400-406.
- [11] SHEN Q, LYU K, LIU G, et al. Dynamic performance of electrical connector contact resistance and intermittent fault under vibration [J]. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 2017, 8(6): 216-225.
- [12] 沈亲沐. 振动环境中电连接器间歇故障机理与诊断技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2017.
- SHEN Q M. Research on intermittent fault mechanism and diagnosis technology of electrical connector in vibration environment[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2017.
- [13] SHI J, HE Q, WANG Z. An LSTM-based severity evaluation method for intermittent open faults of an electrical connector under a shock test [J]. *Measurement*, 2021, 173: 108653.
- [14] CHENG X, LV K, LIU G, et al. Intermittent fault modeling and rul prediction for degraded electrical connectors in vibration environments [J]. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 2022, 12(5): 769-777.
- [15] 陈志强, 陈旭东, JOSÉVDO, 等. 深度学习在设备故障预测与健康管理中应用[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(9): 206-226.
- CHEN ZH Q, CHEN X D, JOSÉVDO, et al. Application of deep learning in equipment prognostics and health management [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(9): 206-226.
- [16] ZHONG T, QU J, FANG X, et al. The intermittent fault diagnosis of analog circuits based on EEMD-DBN[J]. *Neurocomputing*, 2021, 436: 74-91.
- [17] 张朝龙, 何怡刚, 杜博伦. 基于 DBN 特征提取的模拟电路早期故障诊断方法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(10): 112-119.
- ZHANG CH L, HE Y G, DU B L. Analog circuit incipient fault diagnosis method based on DBN feature extraction[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(10): 112-119.
- [18] HU C H, PEI H, SI X S, et al. A prognostic model based on dbn and diffusion process for degrading bearing[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 67(10): 8767-8777.
- [19] 李佩宜, 王鹏, 张羲海, 等. 基于深度信念网络的变频电机局部放电起始电压预测[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(4): 121-130.
- LI P Y, WANG P, ZHANG X H, et al. Prediction of partial discharge inception voltage for inverter-fed motor based on deep belief network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(4): 121-130.
- [20] LI Z, XU Y, JIANG X. Pattern recognition of DC partial discharge on XLPE cable based on ADAM-DBN [J]. *Energies*, 2020, 13(17): 4566.
- [21] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [22] WANG Y, QIN B, LIU K, et al. A new multi-task learning method for tool wear condition and part surface

quality prediction[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(9): 6023-6033.

[23] 王震, 黄如意, 李霁蒲, 等. 一种用于故障分类与预测的多任务特征共享神经网络[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 169-177.

WANG ZH, HUANG R Y, LI J P, et al. Multi-task feature sharing neural network used for fault diagnosis and prognosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 169-177.

作者简介



程先哲, 分别在 2015 年和 2017 年于国防科技大学获得学士学位和硕士学位, 现为国防科技大学博士研究生, 主要研究方向为间歇故障诊断评估和寿命预测。

E-mail: chengxianzhe11@nudt.edu.com

Cheng Xianzhe received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from National University of Defense Technology in 2015 and

2017, respectively. He is currently a Ph.D. candidate at National University of Defense Technology. His main research interests include intermittent fault diagnosis, evaluation and RUL prediction.



邱静(通信作者), 分别在 1985 年于北京航空航天大学获得学士学位, 1988 年和 1998 年于国防科技大学获得硕士学位和博士学位, 现为国防科技大学教授, 主要研究方向为测试性设计和故障诊断。

E-mail: qiuqing@nudt.edu.cn

Qiu Jing (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 1985, M. Sc. degree and Ph. D. degree both from National University of Defense Technology in 1988 and 1998, respectively. He is currently a professor at National University of Defense Technology. His main research interests include design for testability and fault diagnosis.