**基于分层深度神经网络的多模态滚动轴承故障诊断方法**

**摘要：**根据机械装备数据的特点以及深度学习方法强大的非线性表征能力，提出了一种基于分层深度神经网络的方法，利用无监督学习机械装备特征并应用于多模态机械装备故障诊断。该方法利用机械装备的频域特征训练分层深度神经网络，能够对不同模态的轴承进行有效地模式分类，以及相同模态下不同故障位置进行模式辨识。实验结果表明，相比单层的深度神经网络以及传统的机器学习方法，提出的分层深度神经网络能够更加有效地实现对多模态机械装备的故障诊断。

关键词：深度神经网络 ；自动编码器；多模态；故障诊断

**1 引言**

滚动轴承作为旋转机械装备的一个十分关键的部件，广泛应用于大型自动化工业生产过程及工程机械装备。由滚动轴承引起的机械故障可能会导致整个旋转机械系统陷入瘫痪造成巨大的经济损失，甚至引起一些不必要的人员伤亡[1]。因此，对轴承进行及时准确的状态监测和故障诊断在实际应用中有着非常重要的意义。

机械故障往往可以通过振动信号分析、温度监控、转速监测以及噪声分析等方法进行故障识别。通常我们会利用振动信号分析用于旋转机械的故障诊断，因为旋转机械从正常到发生故障的过程振动频谱会发生明显的改变。在基于机械振动信号进行故障诊断中，程军圣等[2]根据滚动轴承振动信号的调制特征和难以获得大量故障样本的情况，提出了基于支持向量机（Support Vector Machine，SVM）和经验模态分解（Empirical Mode Decomposition，EMD）包络谱的滚动轴承故障诊断方法，避免了小样本情况下不能对轴承进行故障诊断；Junsheng等[ ]提出一种基于EMD算法和AR模型的滚动轴承故障诊断方法； F.Chen等[ ]提出了基于SVM和免疫基因算法（Immune Genetic Algorithm，IMA）的变速箱故障诊断；Hu等[ ]从振动信号中提取小波包变换（Wavelet Packet Transform,WPT）各个节点能量特征作为轴承故障诊断的特征参数，该方法能够对信号在不同尺度上展开，提取信号在不同频带的特征，并且保留信号在各个尺度上的时频信息，王冬云等[6]根据此方法和Hilbert变换对滚动轴承进行故障模式识别；Paya等[ ]根据根据滚动轴承振动信号的非平稳特征，利用人工神经网络非线性学习分类能力和自组织能力提出利用人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）对轴承故障进行分类和诊断；在这些研究中，最重要的任务是从复杂的信号中有效地学习出故障信号特征，以便更好地对设备进行故障诊断。但是SVM存在先天缺陷，其本质是一个二分类器，在多种分类及大样本问题上学习效率低和如何选择合适的核函数等[ ]；EMD算法也存在着诸多缺陷，比如处理速度不能满足实时处理，不能满足当前对机械进行实时监测并进行故障诊断的要求；然而人工神经网络也有两大缺陷：（1）ANN作为一种浅层神经网络，收敛速度比较慢，极易陷入局部最优，不能很好地表征信号的特征信息[ ]；（2）学习复杂非线性的故障诊断数据存在着效率不高，分类精确度较低的缺点[ ]。

深度学习作为一种新兴的机器学习算法，具有强大的非线性表征能力[ ]，可以通过学习一种深层非线性网络结构实现复杂函数逼近。深度神经网络通过非监督逐层贪婪训练算法，不仅解决了传统人工神经网络在训练深层结构的局部优化问题[ ]，而且解决了传统的分类、回归等浅层结构算法在有限样本个数和标签情况下表征能力有限以及对复杂分类问题的泛化能力不强的难题[ ]；自2006年深度学习被Hinton等[ ]提出以来，受到了不同领域的专家学者的青睐，广泛应用于图像处理、语音识别以及自然语言处理等领域。鉴于其优良的特征提取能力，也受到了故障诊断领域专家的关注。Lu等[ ]利用深度神经网络良好的特征提取能力，将其用于轴承故障诊断，成功解决了传统特征提取方法不能及时有效地发现未知类型故障的问题；Lei等[ ]将深度神经网络用于轴承大数据故障诊断，克服了浅层网络对多样本复杂分类能力不强的缺点；Gan等[ ]根据轴承故障发生的特点提出了一种分层深度神经网络的故障诊断方法，该方法不仅能够准确定位轴承发生故障的位置，而且能够有效的挖掘轴承在同一位置下的故障尺寸。文献[ - ]的数据都来自单一稳定模态，而实际的工业过程通常会受外界环境、设备磨损、负载等条件变化产生多个不同的稳定模态[ ]。

鉴于以上问题，本文提出了一种基于分层深度神经网络的故障诊断方法，并且成功应用于多模态轴承的故障诊断，该方法提出了一个3层的DNN通过对不同模态下轴承故障数据的学习提取出轴承的故障特征。首先，第一层网络通过训练采集到的不同模态下的所有数据，将不同模态进行一个有效的划分；其次，第二层网络对同一模态下的数据进行训练，挖掘故障发生位置的定位；最后，第三层网络训练得到故障发生的严重程度。第一层网络对模态的划分的精确度直接影响了第二层网络对故障位置分类的精确度，同样的，第二层网络的分类精确度直接影响第三层网络对故障严重程度的判断。该方法比传统的特征提取方法，其优势在于：通过构建深度网络，无监督学习提取故障特征，摆脱了传统故障诊断领域依赖先验知识的完备性，以及浅层学习结构表征能力不足的缺点，实现了在多模态过程下对故障特征的自适应提取与健康状况的智能诊断【】。文中剩下的部分组织结构如下：第二部分介绍深度学习理论；第三部分介绍基于提出的方法对轴承进行智能诊断；第四部分为了证明提出方法的有效性；最后，得出结论。

**2 深度学习理论**

深度学习可以简单理解为通过构建含有多个隐含层的神经网络，通过自适应特征提取来获取数据更加抽象的表示，从而提高最终分类的准确率。由文献【 】可知，深度神经网络训练主要包括两个步骤：（1）利用无监督学习算法对网络进行逐层预训练；（2）利用反向传播算法对整个网络的网络参数进行微调。本文通过自动编码器对DNN进行预训练。

**2.1 自动编码器**

自动编码器（Autoencoder，AE）是一种无监督机器学习结构，通常是一个三层的人工神经网络，如图1所示，主要由输入层、隐含层和输出层组成。自动编码器通过网络训练调整网络参数，使输出数据和输入目标值相等[ ]，一个自动编码器主要由两部分构成：Encoder和Decoder，通过Encoder部分将输入数据进行特征变换，将输入数据从高维空间数据编码为低维空间数据，获取输入数据的特征表示，然后通过Decoder部分将低维空间数据映射到高维空间，实现输出数据对输入数据的一个复现过程[ ]。



图1 自动编码器模型

输入一个含有个样本的无标签轴承检测数据样本集，每个样本含有个观测数点，编码网络通过激活函数将样本编码为，编码过程如式1所示：

 （1）

式1中：为编码函数，通常取sigmoid函数作为编码网络的激活函数，*W*为输入层和隐含层之间的网络权值矩阵，*b*为编码网络产生的偏置向量，为了表示方便将为网络训练参数集合。Sigmoid函数的一般形式如式2所示：

 （2）

同样地，对于解码网络，就是将编码网络得到的编码矢量通过解码网络重构得到和输入相等，解码过程如图式3所示：

 （3）

式中，为解码函数，为编码过程的激活函数，为隐含层到输出层之间的网络权值矩阵，d为编码过程产生的偏置向量。

训练AE的过程实质就是对网络参数的训练，通过使输出尽可能地和输入接近，为了优化网络训练参数，我们可以通过最小化重构误差来刻画输入和输出之间的接近程度，的定义如式4所示：

 （4）

在每一次训练的过程中，利用梯度下降法来更新AE的网络训练参数，整个参数更新过程如式5和式6所示

 （5）

 （6）

式中，为学习率， 偏导数和可以利用反向传播算法计算出来，我们可以重复梯度下降法的迭代步骤来减小。

**2.2 DNN的结构**

DNN可以看做是多个AE进行堆叠而成的神经网络，使用自下而上的无监督学习，进行逐层特征提取，将原始数据进行特征转换进而发现数据的本质属性，DNN结构如图2所示。



图2 DNN结构

首先，对DNN网络进行预训练。由图2可以看出，整个DNN网络采用逐层训练的方式，首先采用无标签输入数据训练第一个AE，通过编码网络将编码为并求得第一AE的网络训练参数。由于能够重构出输入，因此可以作为输入数据的特征表示；然后将作为第二个AE的输入并训练第二个AE的网络参数，取第二个AE隐含层特征。重复这个过程，得到第个AE的隐含层特征和第*N*个AE的网络训练参数。

其次，对DNN网络添加分类器。通过逐层无监督训练的方法完成DNN的预训练过程，实现了对故障信息的层层提取【 】。但是此时的DNN并不具有分类器的功能，为了更好地对旋转机械的健康状况进行有效准确地分类，还需要在DNN的输出层添加一个Softmax分类器或者其他分类器。本文使用softmax分类器作为DNN的输出层，Softmax分类器的回归模型如式7所示：

 （7）

式中，*k*为旋转机械的健康状况类型个数，softmax训练过程代价函数如式8所示，通过最小化代价函数来得到DNN分类层的网络参数。

 （8）

最后，DNN训练参数微调。增加对反向传播算法的介绍，为了提高分类效果，利用反向传播算法对DNN训练参数进行微调，通过最小化重构误差来完成微调过程，其中为DNN的参数的集和。

 （9）

**2.3 DNN诊断模型**

为了能够准确地利用DNN模型从输入数据中提取到旋转机械健康状况的本质特征，首先应该对采集到的振动信号进行数据预处理，由于频域信号对旋转机械的敏感程度远高于时域信号对故障的敏感度，本文选择将时域数据转换为频域数据。其次，将预处理后的数据输入DNN模型进行无监督逐层预训练，从复杂的数据中提取旋转机械健康状况的有效特征；最后，为了对旋转机械健康状况进行一个有效的分类和诊断，利用反向传播算法对整个网络进行微调，更新整个网络参数。旋转机械的故障诊断分为两个过程：训练过程和测试测试。将预处理的数据集分为训练数据和测试数据，训练数据用于构建并训练DNN模型，得到训练参数，利用训练参数初始化测试数据。为了验证DNN对旋转机械健康分类的有效性，我们将误分类和漏分类作为DNN分类精确度的一个参考指标。DNN用于机械系统故障诊断的详细步骤如图3所示。



图3 DNN用于旋转机械故障诊断流程图

**3 分层的DNN模型**

在现代实际工业生产过程中，往往存在着多个稳定的模态，现在的大量文献【】中，研究者往往把多模态过程看成一个整体，但是这种整体思想往往不能把工件的特点描述出来，因此本文提出一种分层的DNN方法用于多模态过程的机械故障诊断。该方法不仅能够对多模态过程进行一个有效的划分，而且能够根据划分后的单一模态下，通过非线性的无监督学习对轴承进行故障发生位置的定位以及对故障发生的严重程度进行准确地辨识。提出的方法克服了传统情况下将轴承的运转情况看做是一个单一的整体模态，不能将旋转机械发生故障的本质特征详细描述出来的缺陷，并且能够对旋转机械发生故障的薄弱环节进行有效地预警，提醒机器维护者做出及时有效的维护。

以滚动轴承为例，本文利用构建一个三层的DNN网络对多模态运行状况下的轴承进行故障诊断，构建的3层DNN结构如图4所示



图4 三层DNN结构

首先构建第一层网络，对不同挂载情况的轴承进行模态划分；其次，构建第二层网络，利用划分好的单一模态进行对轴承发生故障的部位进行定位；最后，构建第三层网络对轴承发生故障的严重程度进行判断。由误差的传递性可知，第一层网络和第二层网络会对第三层判断故障发生严重程度的DNN网络产生巨大影响，因此保证各层网络训练的精确度尤为重要，我们通过判断DNN网络的错误分类的个数来衡量网络的分类精确度。

**4. 轴承故障试验与分析**

滚动轴承在旋转机械的运转起着至关重要的作用，轴承的健康状况直接影响整个系统的可靠性和稳定性。为了验证本文提出的分层DNN用于多模态轴承故障诊断方法的性能，利用有缺陷的轴承作为实验对象，并对比传统的机器学习方法（BP神经网络和SVM），详细的诊断结果和实验对比情况如4.3所示。

**4.1 实验平台**

实验数据集从美国凯斯西储大学轴承数据中心获取，实验平台如图5所示，实验平台包括一个2hp（马力）的电机，功率计，电子控制器，转矩传感器和一个负载电机组成，实验中使用加速度传感器采集电机驱动端的振动信号作为轴承故障诊断的实验数据。本次实验中，利用加速度传感器采集负载分别为0hp,1hp，2hp，3hp的电机驱动端数据，采样频率为48kHz。分别收集轴承在不同健康状态下的振动数据：（1）正常状态；（2）内圈故障；（3）外圈故障；（4）滚动珠故障；轴承发生故障的尺寸分别为：0.004mm，0.014mm，0.021mm。

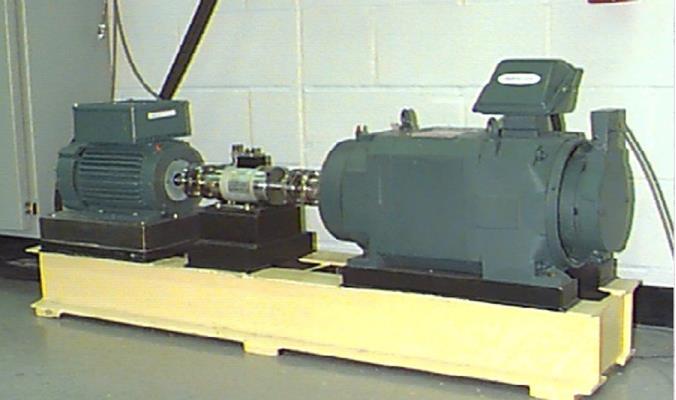


图5 滚动轴承振动信号获取实验平台

**4.2 数据描述**

**4.3 诊断结果**

**4.4 讨论**

**5 结论**