# 1引言

开发目的和方法：基于数据驱动的诊断方法对机械设备频率类故障是很难做到实时性的，虽然频率类故障在频域能够被很好的检测出来，但是无法保证检测的实时性，而在时域中检测频率类故障更是非常困难的。因为要保证实时性，实际中就需要对设备进行实时的检测，针对上述困难本文提出了一种基于数据几何特征的解决方法，为增加准确性又设计了一个决策级融合策略，从而实现机械设备频率类故障检测的实时性。本文以轴承数据为例，通过深度学习理论构建深度神经网络（Deep Neutral Network，DNN），经过多层的特征学习过程，将原始数据逐层特征抽取，形成更加抽象的高层特征表示，与传统的人工特征选取不同的是该系统能够自动的学习到数据的特征，提取到轴承的故障特征信息。采用自动编码器（Autoencoder，AE）这样的无监督学习算法对DNN进行逐层预训练，采用softmax回归对训练后的故障样本进行分类处理，并采用反向调整算法对构建的DNN网络进行微调，优化网络参数，使得DNN网络的性能能够大幅度提高，降低对轴承的错误诊断率。深层神经网络能够解决现有的浅层神经网络（如BP神经网络）对轴承故障识别和分类准确率不高，挖掘故障信息不充分与识别健康状况的能力较低等缺点。利用原始传感器数据计算得到能够表征原始数据几何特征的斜率曲率数据，因为数据过零点时，仅基于幅值信息很难实现正确分类，虽然该点的幅值相等但是斜率和曲率是不相等，所以此时通过对该点的斜率或者曲率数据各自生成的诊断结果，进行决策级融合，就能实现很好的分类效果，并最终实现能够在大量样本数据下对故障特征的自适应提取以及健康状况实时在线诊断的软件。

# 2 系统开发与执行环境

基于深度学习的频率类故障实时诊断软件主要在配置Intel(R) Core(TM) i3-2367M CPU@1.4GHz1.4GHz处理器上，4.00GB RAM，500GB ROM装有Windows7 旗舰版64 bit操作系统的宏碁商用笔记本上完成开发和测试工作。运用的编程工具为MATLAB R2014a，在一般装有Windows 7 64位操作系统且装有MATLAB R2014a的主流电脑都能够执行该软件。

## 2.1 机器运行环境

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 硬件 | CPU | Intel(R) Core(TM) i3-2367M CPU@1.4GHz1.4GHz及以上 |
| RAM | 4GB 及以上 |
| 软件 | 操作系统 | Windows 7 |

## 2.2 系统开发平台

|  |  |
| --- | --- |
| 操作系统 | Windows 7（64bit） |
| 编程语言 | MATLAB R2014a |

# 3功能模块介绍

## 3.1数据生成模块

由多个加速度传感器采集驱动端轴承的内圈点蚀、外圈点蚀、滚珠等故障情况进行观测，对多个加速度传感器的观测数据求平均值后生成一维的随时间变化的振动信号数据。同时生成相应的表征数据几何特征的斜率和曲率数据。

## 3.2 核心模块

传感器得到正常振动信号数据以及不同故障类型的振动信号数据，根据自动编码器这样的无监督学习算法，将原始振动信号数据输入到我们所构建的第一个自动编码器中，训练第一个自动编码器并提取第一个隐含层的特征信息，将第一个隐含层的特征信息作为第二个自动编码器的输入，训练得到第二个隐含层的特征信息。以此类推，将第*N*-1个隐含层的特征信息作为第*N*个隐层的自动编码器的输入，得到第*N*个隐含层的特征信息。利用有监督学习算法softmax算法对这些样本数据进行分类，用BP算法对整个DNN网络进行微调，优化全局参数，同理将表征原始数据几何特征的斜率和曲率数据也分别经过上述过程进行模型参数的优化，这个过程是用离线数据进行建模的过程，当在线传感器数据过来的时候，求出其斜率和曲率数据后，让原始数据、斜率数据和曲率数据分别经过上述训练好的模型，分别得到一个分类结果，最后设计一个决策级的融合策略，将三种数据的分类结果进行融合。最终得到该数据所属类别，从而达到在线监测的目的。

# 4系统描述

本软件所使用的模型是基于滚动轴承故障的不同位置、不同载荷情况、以及不同故障尺寸下的健康状况中任选3种健康状况建立的故障诊断模型。

该系统的诊断流程图如图1所示，首先将传感器所采集到的大量的历史数据作为DNN网络的输入样本集，将该历史数据添加标签后作为网络模型的训练数据；其次，确定DNN网络的层数*N*以及各个隐含层的神经元的数目，选择合理的训练函数、神经元激活函数、训练次数、动量和学习率等，依次训练每一个自动编码器，将上一层自动编码器所抽取到的数据特征作为下一层自动编码器的输入，以这种方式进行特征的逐层提取，利用训练好的自动编码器来确定每一隐含层的参数，根据带标签的历史数据确定输出层，并利用误差反向调整算法对整个DNN网络进行微调，优化DNN网络的模型参数，至此完成DNN训练；当在线传感器数据过来时，首先求取当前时刻与上一时刻数据之间的斜率，然后求取与前两个时刻之间的曲率，将这三组数据分别进各自历史数据所训练好的模型中，输出当前时刻的数据所属的健康状况的类别，再将这三种分类结果经过最后的融合层，输出最终的结果，达到对轴承的健康状况进行实时在线诊断的目的。

在进行轴承健康状况的实时在线检测诊断之前，为了整体验证所训练好的深度神经网络模型的性能，将大量的不同类型故障数据输入到我们构建的DNN网络中进行健康状况识别，实验结果表明该DNN能够比其他方法更有效地诊断出来这些不同故障类型数据的轴承健康状况。



**图1**系统在线诊断流程图

# 5算法介绍

本算法结合轴承监测数据量大、复杂程度高等特点，对原始数据以及表征原始数据的几何特征的斜率、曲率数据进行特征抽取，利用深度学习对大数据处理的优势，提出了基于深度学习的轴承故障实时在线诊断方法，该方法利用正向的无监督特征抽取过程和反向的有监督学习过程相结合，完成对轴承故障特征的自适应提取和健康状况的在线识别。

## 5.1 自动编码器模型

自动编码器模型是一种3层的无监督神经网络模型，主要由输入层、隐层和输出层构成，该自动编码器分为encoder（编码）和decoder（解码）两个部分，其结构如图2所示。自动编码器的主要特点是输出值和输入值相同，通过encoder网络将输入的高维数据转换为低维数据，再通过decoder网络将低维数据重构成和输入数据相同的输出数据。由于输出层能够对输入信号进行重构，这就使得encoder数据能够成为输入数据的一种特征表示。



**图2**自动编码器网络

给定一个无标签的轴承健康状况样本集，编码网络通过编码函数将每一个训练样本变换为编码矢量。

（1）

（2）

式中，为编码网络的激活函数；为编码网络的参数合集，。然后编码矢量通过解码函数反向变换为的一种重构表示。

（3）

（4）

式中，为解码网络的激活函数；为解码网络的参数合集，，自动编码器通过最小化和的重构误差，完成整个网络的训练。

（5）

如果矢量编码能够很好地重构，那么就可以认为它保留了训练样本的大部分信息，能够很好的表征输入信息。

## 5.2 DNN预训练和微调

DNN预训练的核心是采用无监督的方法将多个自动编码器堆叠形成多隐层的DNN结构，如图3所示。

首先使用样本训练第一个自动编码器，将编码为，

（6）

式中为第一个自动编码器的参数。由于能够重构输入样本，即获取了的主要特征信息，然后利用作为第二个自动编码器的输入，训练第二个自动编码器，得到输入编码。依次重复这个过程直到第N个自动编码器训练完毕，此时输入被编码为。

（7）

DNN预训练将多个自动编码器连接起来，组成DNN隐层结构，实现对故障信息的层层提取，完成预训练的过程后添加一个具有分类作用的输出层，本软件使用softmax回归对故障样本进行分类，最后使用BP算法对整个网络参数进行微调，其过程如图4所示。微调后的DNN输出可以表示为：

（8）

式中，为输入层的参数，假设的健康状况类型为，DNN通过最小化来完成微调。

（9）

式中，为DNN的参数集，。



**图3** DNN预训练过程

经过微调后的DNN模型优化了对轴承故障信息的特征表示，具备了对轴承健康状况进行监测诊断的能力。



**图4** DNN微调过程

# 6. 运行参数设置

各传感器的采样频率为48KHz，自动编码器网络学习率0.01和动量0.05，最大迭代次数为500，随机初始化权值，偏置初始化为0。利用BP算法对DNN微调时学习率为0.01，权值下降参数为1e-3；DNN的3个隐含层神经元个数分别为14，20，40，激活函数为sigmoid函数。