## 1 绪论

**深度学习在故障诊断系统研究的意义**

随着现代科学技术的发展，设备的集成度越来越高，越来越复杂，既增加了设备发生故障的可能性，也加大了设备维修难度。单个零部件出现故障，可导致整个系统失效，从而引起设备停机，造成重大的经济损失，严重的时候还会造成生产事故。例如2004年吉林化工厂设备恶性爆炸，2008年华能伊敏煤电公司600MW机组发生转子裂纹事故等事故都造成了巨大的经济损失。若能准确及时识别运行过程中萌生和演变的故障，则有可能在故障发生前对设备进行必要的维护，做到防患于未然。因此，建立稳定可靠的机械设备健康监测及诊断系统具有非常重要的意义。近年来，随着故障机理研究的深入以及传感器技术、信息处理技术、计算机技术的蓬勃发展，人工智能技术被广泛的应用到机械状态监测及故障诊断领域，推动了智能监测与诊断技术朝着更高层次发展。

**传统故障诊断技术存在的问题**

机械设备故障诊断技术是一门综合性极强、覆盖面极广的交叉学科，集合了传感器技术、信号处理技术、计算机技术。现阶段主要研究可以分为三个方面：第一，测点的选取及故障信息的获取；第二，信号处理及特征提取方法的研究；第三，综合特性信息进行故障诊断[1]。测点的选取及故障信息的获取主要解决选取何种物理量能够反映机械运转状态的问题，常见能够反映机械运转情况的物理量包括：振动位移、振动加速度、声、温度。机械振动信号作为目前最能反映机械运转工况的物理量，常常作为机械故障监测与诊断主要测量量。然而，信号处理及故障特征提取方法的研究才是机械设备状态监测与故障诊断技术的关键，良好的信号处理方法可以提取出能够充分表达机械运转状态的特征信息[1]，这不仅依赖于很强的专业背景，而且信号处理技术的发展也相较于计算机技术发展的更为缓慢。

**故障诊断技术发展趋势**

机械故障诊断技术的本质是模式识别问题,其中人工智能技术被广泛的运用到其中，例如利用人工神经网络、模糊推理等用于区分机器健康状况[2][3][4]。深度学习在特征提取与模式识别方面具有独特的优势与潜力，通过构建深层次的网络结构，其最大的特点是能够自主的通过多个变换阶段对数据进行层层特征提取，而不需要人工的选择摘取某些信息。所谓深度，主要是相对于支持向量机、决策树、贝叶斯网络等浅层学习方法而言的，相对于浅层机器学习算法，深度学习由于增加了网络深度，能够逐层抽取抽象原始信号特征，将信号在原空间的特征表示变换到新的特征空间，自动地学习得到层次化的特征表示，同时有研究表明[5]，如果一个函数可以用层结构简明的表示，那么用层结构表达可能需要指数级的增加参数，且会导致模型的泛化能力不足，这正是深度学习能对复杂的非线性过程进行学习模拟的根本原因。本论文从数据分析的角度将算法和场景结合，构建故障识别卷积神经网络模型。

## 2 CNN的常用激活函数

深度学习有两个非常重要的特性——多层和非线性。如果一个神经元（也就是神经网络中的一个节点）的输出通过一个非线性函数，那么整个神经网络的模型不再是线性的了。这个非线性函数就是激活函数。当激活函数时，神经网络就变成了纯线性变换，此时多层神经网络和单层神经网络并没有什么区别，增加网络的层次并不会增加网络的学习能力。而当激活函数满足非线性的要求时，就使得神经网络在理论上具备了逼近任何函数的能力。同时，激活函数还应该满足可微性、单调性，满足可微性是为了可以用梯度下降法对网络进行优化。满足单调性是为了保证单层网络是凸函数。

**Sigmoid函数**

激活函数公式如 所示：

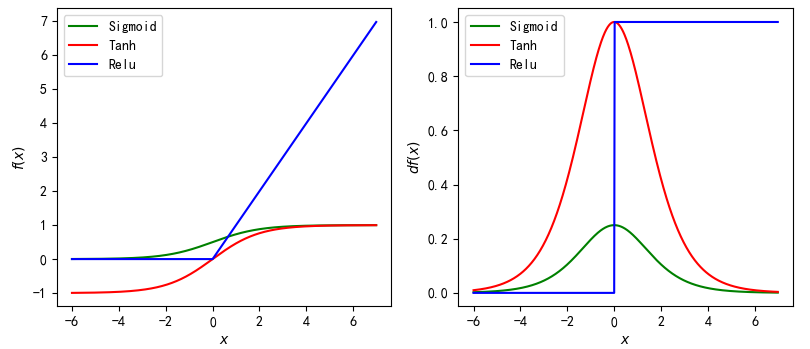
Sigmoid函数时常用的激活函数，具有很强的非线性，同时，Sigmoid函数的输出映射在（0,1）之间，单调连续，输出范围有限，优化稳定，可以用作输出层。然而Sigmoid激活函数现在很少使用了，是由于它自身存在两大缺点：第一，如图 （a）所示,Sigmoid输出不以0为中心，从而导致梯度在反向传播过程中出现全是正数或者全是负数的情况，可能会使得权重更新时出现z字型的下降；第二，如图（b）所示，当输入非常大或者非常小的时候，神经元梯度是接近0的，容易产生梯度消失的，导致神经网络几乎不再训练学习。

**Tanh激活函数**

tanh函数部分改进了Sigmoid函数的缺点，如图（a）所示，tanh函数能够保证其输出中心为0，且有更快的收敛速度，但仍存在由于饱和性产生的梯度消失问题。

**Relu函数**

当输入小于0时，抑制此神经元；当x大于0时，让神经元保持线性激活的状态。使用Relu激活有三大优点：第一，相比传统的Sigmoid函数和tanh函数，当输入偏离0较多时，神经元不会陷入饱和状态而导致反向传播过程中出现梯度消失的现象；第二，使用Relu激活函数，可以加快网络的学习收敛速度；第三，Relu函数可以使神经元输出具有一定的稀疏性，即使得到一些输出为0，这样可以增强模型的泛化能力。



（a）激活函数波形 （b）激活函数导数

## 3. CNN常用损失函数

**均方差损失函数**

均方误差是最常用的代价函数之一，它的表达式如下：

其中为w为网络中的权重，b为偏置，y为目标输出，a为神经元实际输出【a=σ(z), where 】。

在训练神经网络过程中，我们通过梯度下降法来更新w和b，因此需要计算代价函数对w和b的导数：

因为Sigmoid函数性质，，这样会使得w和b更新很慢，甚至出现梯度消失。

**交叉熵损失函数**

其中w为网络中的权重，b为偏置，y为目标输出，a为神经元实际输出【a=σ(z), where 】。

交叉熵损失函数有两个性质：

**·**非负性

**·**当实际输出a与目标输出y接近时，代价函数接近于0

同样计算它对w和b的导数：

为网络的激活函数，当为Sigmoid函数时，

将=代入交叉损失损失函数的导函数中，可推导出：

交叉熵导函数可以避免由于达到极小值而造成的模型迭代速度缓慢的问题，同时由控制梯度下降，使得在误差较大时，学习率相同时，w和b更新步长更大。

**Softmax分类器**

在Logistic regression二分类问题中，Sigmoid函数是将一个real value映射到（0,1）区间。将这个问题泛化，推广到多分类问题中，我们可以使用softmax函数，对输出的值归一化为概率值。

比如我们有一个三类别的分类问题，这样我们的DNN输出层应该有三个神经元，假设第一个神经元对应类别一，第二个对应类别二，第三个对应类别三，这样我们期望的输出应该是(1,0,0)，（0,1,0）和(0,0,1)这三种One-Hot编码表示。即样本真实类别对应的神经元输出应该无限接近或者等于1，而非样本真实类别对应的神经元的输出应该无限接近或者等于0。或者说，我们希望输出层的神经元对应的输出是若干个概率值，这若干个概率值即我们DNN模型对于输入值对于各类别的输出预测，同时为满足概率模型，这若干个概率值之和应该等于1。Softmax函数形式如下：

其中，n是输出层的神经元个数，即分类问题的类别数。所有的取值都在(0,1)之间，而作为归一化因子保证了所有和为1。对Softmax求导过程如下：

当时:

当时：

=-

交叉熵刻画的是两个概率分布之间的距离，概率分布刻画了不同事件发生的概率，在多分类问题中，所以Softmax交叉熵损失函数与二分类交叉熵函数略微不同，它和最大似然估计是等价的，函数的公式为：

权重w和b的梯度公式如下：

同理可得：

梯度公式中也没有，可以避免由其造成的训练速度变慢的问题。

## 4卷积神经网络

**前馈神经网络**

前馈神经网络由输入层、隐含层、输出层组成，每层网络都由一些神经元组成，一个神经元有多个输入和一个输出。神经网络的结构就是指的不同神经元之间的连接结构，全连接神经网络是因为相邻两层之间的任意两个节点之间都由连接。图 所示是一个简单的三层全连接神经网络。

输入层 隐藏层 输出层

特征1

特征2

输出出

其对应的公式计算如下：

其中代表输入向量，代表该输入与神经 间的权重，f代表神经元激活函数，y代表神经元的输出，等于所有输入的加权和。神经网络的优化就是优化神经元中参数取值的过程，目前常用来求解模型的算法是梯度下降算法，其中最为著名的是误差方向传播算法（Back Propagation，BP），通过链式求导法则对隐含层节点层层求导，最终获取权值和偏置的结果。

**卷积神经网络的基本结构**

在全连接神经网络中,每相邻两层之间的节点都由边相连，于是会将每一层全连接层中的节点组成一列，这样方便显示结构。而对于卷积神经网络，相邻两层之间只有部分节点相连，为了展示每一层神经元的维度，一般会将每一层卷积层的节点组织成一个三维矩阵。除了结构相似，卷积神经网络的输入输出以及训练流程与全连接神经网络也基本一致。卷积神经网络与全连接神经网络不同之处在于：一.相邻两层神经网络之间是局部连接的；二.在同一层中中的部分神经元由于共享同一个卷积核，因而其实权值共享的。因此，相比全连接神经网络，卷积神经网络需要训练的参数更少。

卷积神经网络主要由输入层，卷积层，池化层，全连接层，Softmax层组成。卷积层视图将神经网络中的每一小块进行更加深入地分析从而抽象程度更高的特征，所以通过卷积层处理过的节点矩阵会变得更深。池化层不会改变三维矩阵的深度，但是它可以缩小矩阵的大小，池化层操作可以认为是将一张分辨率较高的图片转化为分辨率较低的图片。通过池化层可以进一步缩小最后全连接层中的节点数，从而达到减少整个神经网络中参数的目的。通常情况下，一个特征提取层包括一个卷积层和一个池化层。

**卷积层**

卷积层是神经网络的核心组成部分，其具有局部连接和权值共享特征。当卷积核与前特征经过卷积操作后，该局部特征便确定下来，当经过多次局部特征抽取后，所有的局部特征可以以全加和的形式或者经过特殊规律进行加和，随后经过激活函数，即可构成一个特征层。

图 所示展示了一个3X3的卷积核在5X5的图像上做卷积的过程。每个卷积都是一种特征提取方式，就像一个筛子，将图像中符合条件（激活值越大越符合条件）的部分筛选出来。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

图 卷积示意图

假设使用来表示对于输出单位节点矩阵中的第个节点，过滤器输入节点的权重，使用表示第个输出节点对应的偏置项参数，那么单位矩阵中的第个节点的取值为：

其中是输入节点的三维，f为激活函数。

**池化层**

池化层前向传播过程中也是通过移动一个类似过滤器的结构完成的。不过池化层过滤器中的计算不是节点的加权和，而是采用更简单的最大值或者平均值运算。使用最大值操作的池化层称之为最大池化层，使用平均值操作的池化层被称之为平均池化层。图 展示了一个6X6的特征图经过3X3池化操作。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

图 池化示意图

## 5.深度学习在发电机组振动故障诊断中的应用

汽轮发电机由定子、转子及励磁系统组成，所以它属于旋转机械。常见的转子故障有不平衡故障、喘振等故障。其中，轴承在转子系统里起着支撑作用，由于其运行工况恶略，运行时间长，所以也是易损部件。发电机一旦发生振动故障，轻则需要停机处理，重则造成生产事故，造成巨大损失，如果对其加入智能监测与诊断系统，就有很大的可能避免类似的事故。深度学习以优良的性能适于用来建立智能型的监测与故障诊断模型。

**发电机转子振动数据**

对于旋转机械，通常拾取振动信号，通过时域、频域分析来识别机组的故障。本文以发电机转轴几种常见的振动故障的频谱信号作为特征量，采用卷积神经网络进行分析研究。在实际的故障诊断中，此诊断结果可作为一条判定规则，结合其他特征，得到置信度更高的故障诊断结果。

在实际故障诊断中, 应选

取更多的特征量和故障模式, 以期识别更多的故障模式和获取较高的模式分类能力。

加入更多的特征量，比如瓦振、轴瓦温度、轴电流、无功功率等信号，以期识别更多的故障模式和获取较高的模式分类能力。

[1]. 黄伟国. 基于振动信号特征提取与表达的旋转机械状态监测与故障诊断研究[D]. 中国科学技术大学, 2010.

[2]. Lei Y, He Z, Zi Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs[J]. Mechanical systems and signal processing, 2007, 21(5): 2280-2294.

[3]. Wang D, Peter W T, Guo W, et al.Support vector data description for fusion of multiple health indicators for enhancing gearbox fault diagnosis and prognosis[J]. Measurement Science and Technology, 2010, 22(2): 025102.

[4]. Widodo A, Yang B S. Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis[J]. Mechanical systems and signal processing, 2007, 21(6): 2560-2574.

[5]. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview[J]. Neural networks, 2015, 61: 85-117.