**基于自编码方法的磨矿系统故障诊断**

**摘要：**目前磨矿系统故障诊断多为人为判断，效率低，准确率低，容易造成人员伤亡。\*\*\*。针对以上问题，本文提出一种基于自编码（Autoencoder）的深度学习方法，实现磨矿系统故障的智能化诊断。该方法通过Autoencoder对故障数据集进行提取特征，并将提取特征经非线性化输入到Softmax分类器中，实现故障分类。本文对Autoencoder深度学习网络和传统BP神经网络进行实验验证，得出结论：在非均衡分类中，Autoencoder深度学习网络的辨识效果明显优于传统BP神经网络。最终对于有故障预测的正确率能够达到 %，对于无故障预测的正确率能够达到 %。

**KeyWords**：故障诊断；Autoencoder；Softmax分类器；深度学习

# Introduction

磨矿过程是选矿厂生产过程的最重要环节之一，其主要任务是将矿石经过物理的研磨和分级，使有用矿物与脉石单体解离，为后续的选别作业创造条件。

磨矿过程是典型的流程工业过程，生产过程缓慢，滞后时间长，其机理复杂、影响因素多，如给矿量、给水量、原矿性质及装球量等随机变化及各种外界干扰因素，往往造成磨矿过程工作不稳定。现有磨矿分级过程核心设备球磨机的运行监控还仅仅停留在对数据的显示和存储上，没有完整的故障诊断系统为设备的稳定运行保驾护航，根本原因也在于人员因素和技术因素，矿山环境大多恶劣偏僻，难以吸引专业技术人员，而故障诊断的基础是通过操作人员的经验积累人工判断来实现的，而人为控制的过程由于受到种种外界条件的干扰，会对控制结果产生直接或间接的影响。由于网络及数据分析诊断理论的应用越来越发达，通过物联网对现场数据进行传送至生产制造企业，如何通过采集到的现场数据进行挖掘分析，实现高效的故障诊断系统越来越得到矿山生产单位的关注与期待。

本文基于以上问题，提出\*\*\*技术手段。本文首先对采集点长期采集到的数据集，进行数据分析找出关联关系。分别采用传统的BP神经网络和Autoencoder和Softmax相结合的深度学习网络来对故障进行预测，通过实验进行对比，可以得出在故障预测方面深度学习网络要比传统的BP神经网络表现的好一点。

第二部分介绍国内外现状；第三部分介绍传统的BP网络；\*\*\*

# 2. Related work

随着工业生产指标的不断提高，故障诊断技术也得到了一定程度的发展，以不同的角度来看，故障诊断方法可以分成两大类：基于数学模型的故障诊断方法、基于人工智能的故障诊断方法。

基于数学模型的故障诊断方法：

文献[26]提出具有复杂数据特性的工业过程的多元统计监视方法,并分别讨论了基于数据和基于知识方法进行故障诊断的优势、进展、适用范围及二者结合的可能。主要是通过构造观测器估计系统输出，然后将它与输出的测量值作比较从中获得故障信息。还可以进一步分为基于状态的估计方法和基于参数估计的方法，通过机理分析确定系统模型参数和物理器件参数，与标称值比较而确定系统是否发生故障及故障的程度。但是随着现代设备的不断大型化、复杂化和非线性化，往往很难或者无法建立系统精确的数学模型，从而大大限制了基于数学模型的故障诊断方法的推广和应用。（3-4篇）

基于人工智能的故障诊断方法：基于数学模型的故障诊断方法对于系统的数学模型线性度有很大的依赖性，导致其有很大的局限性，而近些年出现的基于人工智能的故障诊断方法可以很好的弥补这一缺点。

基于神经网络的人工智能型诊断方法，其采取隐式表示，并将某一问题的若干知识表示在同一网络中，通用性高、便于实现知识的总体获取和并性联想推理。文献[10]提出基于模糊神经网络多数据融合的智能料位检测方法，将多传感器采集的变量参数按照模糊规则进行模糊化处理，并构造神经网络进行数据融合；另外文献[28]针对神经网络极易陷入局部极小的问题,采用引入动量项和混沌映射的改进BP算法,讨论引入动量项和混沌映射的神经网络综合模型的建模思路及其算法实现,建立球磨机故障诊断的混沌神经网络模型。传统的神经网络模型，优点：分类的准确度高，有较强的鲁棒性和容错能力，能够处理复杂的非线性函数并充分逼近复杂的非线性关系，并且能发现不同输入间的依赖关系；缺点：需要大量的参数，学习过程无法观察且学习时间长。

基于模糊数学的人工智能型诊断方法\*\*[30]\*\*，由于许多诊断对象的故障状态是模糊的，针对这类故障的一个有效的方法是应用模糊数学的理论。这种方法不需要建立精确的数学模型（membershipfunction），适当的运用局部函数的模糊规则，进行模糊推理即可实现模糊的智能化。

基于故障树（决策树）的人工智能型诊断方法，故障树方法是由电脑依据故障与原因的先验知识和故障率知识自动辅助生成故障树，并自动生成故障树的搜索过程。**文**献[13]针对故障诊断面临的故障样本少、非线性强、多故障处理等问题以及传统智能诊断方法存在的不足,提出了一种基于决策树(DT)和相关向量机(RVM)的智能故障诊断方法。通过构造决策二叉树,将多类分类问题分解成多个二类分类问题;在各个决策节点,利用RVM进行二类分类,从而实现RVM的多类分类。其优点在于能够同时处理分类数据和数值数据，很容易处理变量之间的相互影响，适合小规模数据；缺点就是不擅长对数值结果进行预测。

综上所述方法各有优缺点和其各自的适用性，由于球磨机产生的数据特点：大数据、多变量、强耦合和大惯性。本文采用Autoencoder和Softmax结合的深度学习算法，来实现对大数据进行分析研究预测故障类型。Autoencoder主要是对数据进行无损压缩处理，就可以解决高维数据的处理压力；Softmax分类器网络实际上是logistic回归模型在多分类问题上的广。二者结合起来可以实现对于高维输入数据很好的分类。

# 3. Fault recognition on BP networks

3.1 Data analysis and Preprocessing

如何对数据进行分析（故障分类，数据理解），数据预处理（对缺失值的处理，训练集的归一化，对于类标签的编码“one-hot vector”表示）

数据集描述：本文以V型磨矿系统岗位记录提供的数据集作为依托，通过对数据集进行分析研究实现对磨矿系统在运行过程中所出现的故障进行分类预测。数据集的形式为每隔一个小时系统在采集点（温度、压力、声音、振动等）所采集到的数据，总共1000个小时，30种测量指标。

预处理：如果直接对这1000\*30维数据进行分析处理，显然比较困难。我们发现，在这30种测量指标里面有很多是不会发生变化的，故分析之前可以先将这些数据剔除掉，这样数据集的纵向维度由30维下降为24维。数据集中还存在许多缺失的数据，对于这些数据的处理，本文采用对缺失数据前后5小时之内的数据进行求均值来填充缺失数据。

故障及其表征方法：磨矿生产过程中的故障一般分为磨矿设备的故障如球磨机的故障和生产工艺故障如物料输入输出的失衡等。本文主要针对项目所给数据集中的故障进行分析，最终的目的是要对故障进行诊断，所以这些故障就要看作标签（label），对于这些数据的表征，本文采用“one-hot vector”表示，即对于第几类故障则在对应的位置上为1，其余的位置上为0，相当于利用二进制编码，本文一共划分为9类故障，所以“one-hot vector”为一个9维二进制向量。

表1 故障原因及表征方法表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 故障现象 | 故障原因 | 故障表征 |
| 正常 | 无 | 100 000 000 |
| 给矿压力低 | 进料端矿箱漏矿 | 010 000 000 |
| 给矿压力增大 | 旋流器穿孔 | 001 000 000 |
| 主电机电流低，离合器气罐压力低 | 气缸故障 | 000 100 000 |
| 主电机前后轴瓦、邮箱温度高，高压供油压力低 | 稀油站冷却水阀门损坏 | 000 010 000 |
| 主轴瓦给料右温度上升，供油压力给料右下降 | 油压低，轴瓦温度高 | 000 001 000 |
| 主轴瓦排料右温度升高，供油流量排料下降低 | 流量低，轴瓦温度升高 | 000 000 100 |
| 给矿压力过低 | 进料端方箱穿孔 | 000 000 010 |
| 主电机温度高 | 油温高，油压低 | 000 000 001 |

由图表可以看出，故障种类共分为进料端矿箱漏矿、旋流器穿孔、气缸故障等8类故障，其中的几类还有较强的相关性，比较难以辨识。通过分析数据，建立特征向量和目标之间的映射关系时发现：1000组特征向量对应的标签其中有865类为无故障，135类为有故障的，为严重的不均衡分类情况。

图

图

3.2 Foundation of BP-network and Size Selection

首先，人工神经网络对于知识有较强的学习能力，它对数据的并行处理能力可大大提高其处理信息的能力的速度。基于这种思想，我们将神经网络技术应用于磨矿生产过程中的诊断，从而获得理想的诊断效果。

目前应用较多前馈型网络的是BP网络，其学习速度快，逼近能力和分类能力强，本文使用BP神经网络来对磨矿中的故障进行诊断，诊断系统功能结构见图1。



图1 磨矿神经网络故障诊断功能示意图

传统的BP神经网络，容易陷入局部极小点，本文采用“成批处理”的学习方法，这种方法在训练神经网络的过程中，不受学习样本排序的影响，使收敛速度加快；并采用了学习率自调整的方法。本文构建的BP神经网络的模型为，三层神经网络即输入层，隐层和输出层三层。在样本数据输入网络之前，由于数据之间不存在很大的相关性，且数量级之间存在较大的差异，所以本文将数据进行归一化处理后，再进行数据输入。

3.3 Experiment and Result Analysis

本文分别采用1000\*24维的整体数据集划分为900\*24维的数据作为训练样本集，剩下的100\*24维数据作为测试集，进行交叉验证可以防止网络过拟合。在训练样本集输入到网络时，进行分批处理，即每次输入100\*24维的数据，训练好网络后保存其权重和阈值，测试集再输入到训练好的网络中，来验证网络可靠性和诊断的准确率。

对传统的BP神经网络进行实验验证，实验结果如下：

表2 BP神经网络实验结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 预测情况  实际情况 | 有故障 | 无故障 |
| 有故障 | 21 | 24 |
| 无故障 | 24 | 55 |

由实验结果可以看出，对于预测有故障的正确率为 %，无故障的准确率为 %。在有无故障的辨识正确率方面表现的均不是太好。

# 4. Autoencoder + Softmax Classifer

本文中的训练样本集的输入维数为24维，但是这样对于神经网络来说输入的维数越高对于神经网络的训练效果并不是太好，那么可以运用类似于图像无损压缩的技术对训练样本输入进行进一步的特征提取，恰好Autoencoder自编码神经网络就是一种很好的选择。

自编码神经网络是一种无监督学习算法，它让其输出值等于输入值。如果神经网络隐藏层神经元个数远小于输入层和输出层，这样就迫使自编码神经网络去学习输入数据的压缩表示，假设神经网络输入的数据是完全随机的数据，那么要学习这些随机数据的压缩表示是十分困难的；但是如果某些特征之间是彼此相关的，那么，自编码算法就能发现这些有联系数据间的相关性，并能在输出层重构出输入数据。相反，如果神经网络的隐层神经元个数较多或与输入层想当时，还可以对隐藏层神经元上加上稀疏性限制，这样自编码神经网络仍能发掘出输入数据之间的相关性。

本文建立了两个网络，一个为Autoencoder自编码神经网络，可以看作一个三层神经网络，输入数目与输出数目相同，隐藏层神经元个数为10少于输入个数，各层神经元的激活函数选为Sigmoid函数。其目的和PCA相似就是把输入的特征进行进一步的提取。另外一个就是前端与Autoencoder网络前两层相同，输出层接一个Softmax分类器就形成了Autoencoder softmax分类器网络。该网络的隐藏层的输出值正好就是类似池化后的特征值，但其几乎包含了输入向量的所有信息，输出层为9个神经元，正好为输出的9种故障类别。与传统神经网络不同的是，输出层的变为了一个Softmax分类器，网络的具体结构如图 所示。



图

网络训练时分为两部分，首先对Autoencoder网络训练，将1000\*24维的训练样本集全部输入，按照BP网络的梯度下降算法进行训练使输出尽可能的与输入均方差最小。Autoencoder网络训练完，将最终的权重和阈值保存下来。接下来就是训练Autoencoder softmax分类器网络，将前面训练好的网络保存下来的权重和阈值来初始化新构建的神经网络的权值和阈值，重新进行训练，此时训练的算法为L-BFGS，目标函数为使得“交叉熵”最小。交叉熵产生于信息论里面的信息压缩编码技术，是用来衡量我们的预测用于描述真相的低效性，使交叉熵越小也就是低效性越低即准确率越高。

4.1介绍Autoencoder + softmax结构

4.2 对比Autoencoder+BP和Autoencoder + softmax辨识效果

在对BP网络和AutoencoderSoftmax深度学习网络进行实验时，选择其中900组数据作为训练样本集，余下的100组数据作为测试集来进行交叉验证。

训练样本集输入后网络的输出从大的层面上讲分为两类：一是有无故障，二是有故障；对于有故障的接下来进行进一步的分析是哪一类故障。本文中的故障辨识问题不是传统的分类问题，其存在着严重的分类不均衡问题。

在非均衡分类中的主要评价指标可以利用混淆矩阵给出，如表3所示。

表3 混淆矩阵表

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | 预测结果 | |
| +1 | -1 |
| 真实结果 | +1  -1 | 真正例（TP） | 伪反例（FN） |
| 伪正例（FP） | 真反例（TN） |

这里以简单的二值分类问题进行说明，在二值分类问题中，如果将一个整理判为正例，那么就认为产生了一个真正例（True Positive，TP，也称真阳）；如果对一个反例正确的判为反例，则认为产生了一个真反例（True Negative，TN，也称真阴）。相应地，另外两种情况则分别称为伪反例（Flase Negative，FN，也称假阴）和伪正例（False Positive，FP，也称假阳），这四种情况如表3所示。

在分类问题中，当某个类别的重要性高于其他类别时或者存在不均衡分类时，我们就可以利用上述定义来构造出多个比错误率更加适合作为衡量标准的新指标。

本文中将有故障当作正例，没有故障当作反例，定义了如下评价指标：

1. 错误率：

 （1）

这个指标对于不存在非均衡分类和当某个类别的重要性高于其他类别时较为实用，在本问题中不是特别适合，仅为一个参考评价指标。

1. 预测有故障正确率（正例正确率）：

 （2）

这个指标给出的是预测为正例样本中的真正例的比例。若在本次实验中分类器对数据集进行预测分类时得出N个样例为有故障类别；且在这N个预测有故障的类别里面有n个是真正的有故障类别，那么正例正确率即预测有故障正确率为n/N。

1. 预测无故障正确率（反例正确率）：

 （3）

这个指标给出的是预测为反例的样本中真正反例的比例。若在本次实验中分类器对数据集进行预测分类时得出M个样例为有故障类别，且在这M个预测有故障的类别里面有m个是真正的有故障类别，那么正例正确率即预测无故障正确率为m/M。

基于以上的几种分类评价标准，分别对BP神经网络和AutoencoderSoftmax深度学习网络进行对比测试实验。

表4 AutoencoderBP实验结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 预测情况  实际情况 | 有故障 | 无故障 |
| 有故障 | 25 | 20 |
| 无故障 | 20 | 55 |

表5 AutoencoderSoftmax实验结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 预测情况  实际情况 | 有故障 | 无故障 |
| 有故障 | 40 | 5 |
| 无故障 | 5 | 55 |

4.2.1 BP神经网络实验结果

4.2.2 AutoencoderSoftmax深度学习网络实验结果

# 5. Conclusion

本文提出的AutoencoderSoftmax深度学习网络能够很好的在繁冗的特征向量数据集中提取出有效特征并将输入数据的维数进行无损压缩这样大大降低了网络的运算量。在非均衡分类问题中，传统的BP神经网络对于故障的辨识效果并不好，而且收敛速度较慢、容易陷入局部极小值，虽然采用了“成批处理”的方法收敛速度加快，但是辨识效果没有明显提高。相反，AutoencoderSoftmax深度学习网络尤其针对非传统分类问题，其收敛速度和辨识效果都要好于传统的BP网络。AutoencoderSoftmax深度学习网络在本文故障诊断问题中对于预测有故障的正确率为 %，预测无故障的正确率为 %。这种方法将为今后的非传统分类问题提供一个理论依据，并将在深度学习实现故障辨识领域产生深远意义。