

DOI: 10.7652/xjtuxb201710021

采用深度学习的异步电机故障诊断方法

王丽华¹, 谢阳阳¹, 张永宏¹, 赵晓平², 周子贤²

(1. 南京信息工程大学信息与控制学院, 210044, 南京; 2. 南京信息工程大学计算机与软件学院, 210044, 南京)

摘要: 为解决传统异步电机故障诊断方法因电机结构复杂、信号非平稳和机械大数据等因素引起的诊断困难问题,提出一种高效准确的异步电机故障诊断(SDAE)方法。该方法利用堆叠降噪自编码提取信号特征,结合 Softmax 分类器实现高效准确的电机故障诊断。首先,采集异步电机的整体电流和振动信号,将电流信号与傅里叶变换后的振动频域信号组合构成样本,并做归一化处理;然后,构建堆叠降噪自编码网络,确定网络层数、各隐藏层节点数、学习率等参数;最后,输入训练样本依次训练自编码和分类器,微调整个网络并用测试数据验证网络的优劣。试验结果表明,在合适的参数下采用 SDAE 方法的异步故障诊断准确率达 99.86%,比传统电机故障诊断方法提升至少 6%。

关键词: 异步电机;故障诊断;深度学习;特征提取

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)10-0128-07

A Fault Diagnosis Method for Asynchronous Motor Using Deep Learning

WANG Lihua¹, XIE Yangyang¹, ZHANG Yonghong¹, ZHAO Xiaoping², ZHOU Zixian²

(1. School of Information & Control, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, 210044, china;

2. School of Computer & Software, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, 210044, china)

Abstract: An efficient and accurate fault diagnosis method (SDAE) is proposed to solve the problem that the traditional fault diagnosis method for asynchronous motors has difficulty to diagnose caused by motors' complex structure, non-stationary signals and mechanical Big Data. The method extracts signal characteristics based on Stacked Denoising Autoencoder, and Softmax classifier is used to diagnose motor faults efficiently and correctly. Firstly, signals of vibration and current of an asynchronous motor are collected, and then transformed using Fourier Transform. Samples are obtained by combining these two kinds of frequency domain signals and then normalized; Then, the SDAE network is constructed and the layers of network, the number of hidden layer nodes and the learning rate are determined; Finally, the whole network is trained with training samples and is fine-tuned. The network is tested using validation samples and results show that SDAE network gains 99.86% accuracy in diagnosis of motor fault under appropriate parameters, which increases at least 6% compared with the traditional method.

Keywords: asynchronous motor; fault diagnosis; deep learning; feature extraction

电机是工业生产活动的主要驱动设备,在当代 社会生产系统中的应用越来越广泛,一旦发生故障,

将会引起整个系统停止工作,造成经济损失,甚至给人身安全带来影响。因此,针对电机故障诊断技术的研究,具有重要的理论价值和实际意义。

电机是一个复杂的综合电气设备,其内部包含多个子系统,且通常工作于比较恶劣的环境中,因此当一种故障产生时其监测信号往往会有多种不同的故障表现形式,使得电机故障诊断比较困难^[1]。目前,电机故障诊断大多是通过监测与电机状态相关的电流、电压和振动信号等参数,并利用特征提取、信息融合和模式识别等方法^[2]来完成。文献[3]使用小波变换和支持向量机(support vector machine, SVM)实现电机故障诊断;文献[4]使用核主元分析和粒子群支持向量机实现异步电机故障诊断。然而,上述两种方法只对单一振动信号进行分析,而振动信号往往是多个信号的混叠,受其他信号干扰较大,因此难以提取有效特征^[5]。文献[6]将小波分析和 D-S 证据理论结合实现异步电机故障诊断,文献[7]将小波包、核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)和 SVM 结合,实现转子和轴承的故障诊断,这两种方法是将振动信号和电流信号相结合,以弥补单一信号存在的缺点,但是其特征提取过程需要大量的先验知识、丰富的信号处理理论和实际经验作为支撑。近年来,监测装备规模不断变大,每个装备需要的测点增多了,每个测点的采样频率变高了,数据收集时间变长了,从而监测系统获得的数据量越来越大,致使机械健康监测领域进入大数据时代^[8]。然而,上述方法在实现电机故障诊断时,用于试验的样本量都很小,而在机械大数据背景下,这些小样本就失去了实际意义,因此选择合适的故障诊断方法和提高故障诊断准确率变得尤为重要。

2006 年 Hinton 首次提出深度学习方^[9],开启了深度学习在学术界和工业界应用的浪潮。目前,深度学习因其强大的学习表征能力和优异的识别效果,在图像分类和语音识别等领域体现出明显的优势,在机械故障诊断领域,深度学习方法也得到了应用。李艳峰等利用奇异值分解和深信度网络构建滚动轴承故障诊断系统,取得了较理想的结果^[10];雷亚国等以频域信号作为输入,通过构建堆叠自编码网络实现了行星齿轮故障诊断,并与传统智能方法对比分析,体现出深度学习提取机械振动信号特征的强大能力^[11]。

为了解决因电机结构复杂、振动信号非平稳和机械大数据等因素引起的异步电机故障诊断困难等

问题,本文引入深度学习理论,提出了基于堆叠降噪自编码(SDAE)网络的电机故障诊断方法。该方法构建多层 SDAE 网络,将振动频域信号和电流信号相结合作为输入,依次训练 SDAE 网络和分类器,并有监督的对整个网络进行微调,从而实现精确的电机故障诊断。

1 堆叠降噪自编码理论

1.1 自动编码器

堆叠降噪自编码是当今主流深度学习网络之一,自动编码器(Auto-Encoder, AE)是该网络的基本组成单元。如图 1 所示,AE 网络^[12]是一种 3 层无监督网络。

设 AE 网络的训练样本数据集为 $\{\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(n)}\}$,该样本集由 n 个 m 维向量 $\mathbf{x} \in [0, 1]^{m \times 1}$ 构成。编码是将样本 $\mathbf{x}$ 从输入层传播至隐藏层,经过激活函数(如 Sigmoid、Tanh 等,试验中使用 Sigmoid 激活函数,见式(1))映射成 k 维向量的过程,如公式(2)所示。

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (1)$$

$$\mathbf{h}_j = f_{\theta} \left(\sum_{i=0}^{m-1} \mathbf{w}_{ij} \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_j \right) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为输入样本; $f(\cdot)$ 为激活函数; $\theta = \{\mathbf{w}, \mathbf{b}\}$ 为网络参数, $\mathbf{w}$ 为权值, $\mathbf{b}$ 为偏置。

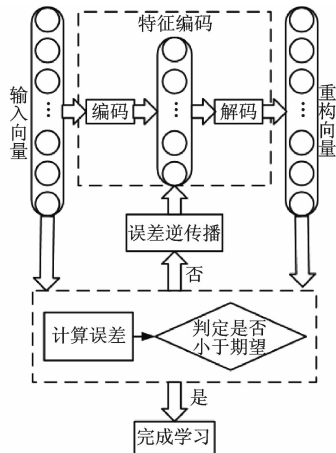


图 1 自动编码器结构图

解码是将特征编码从隐藏层传播至输出层,经过激活函数映射成 m 维向量 $\hat{\mathbf{x}} \in [0, 1]^{m \times 1}$ 。重构样本 $\mathbf{x}$ 的过程如下

$$\hat{\mathbf{x}}_i = f'_{\theta'} \left(\sum_{j=0}^{k-1} \mathbf{w}'_{ij} \mathbf{h}_j + \mathbf{b}'_i \right) \quad (3)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}$ 是对样本 $\mathbf{x}$ 的重构; $f(\cdot)$ 为激活函数; $\theta' = \{\mathbf{w}', \mathbf{b}'\}$ 为重构网络参数, $\mathbf{w}'$ 为重构权值, $\mathbf{b}'$ 为重构

偏置。

AE 网络的训练目标是通过寻找一组最优的参数 $\theta^* = \{w', w', b', b'\}$, 使得输出数据与输入数据间的误差达到尽可能的小, 即实现损失函数 $L(w, w', b, b')$ 最小化, 损失函数表达式如下

$$L(w, w', b, b') = \left[\frac{1}{n} \sum_{l=1}^n J(x^{(l)}, \hat{x}^{(l)}) \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{a=1}^{n_a-1} \sum_{i=1}^{s_a} \sum_{j=1}^{s_{a+1}} (W_{ij}^{(a)})^2 \tag{4}$$

式中: 等式右边第一项表示网络输入数据与输出数据的误差总和; 第二项为正则化约束项, 用于防止训练过拟合; $x^{(l)}$ 与 $\hat{x}^{(l)}$ 分别表示第 l 个样本的输入向量与重构向量; $J(x^{(l)}, \hat{x}^{(l)})$ 表示 $x^{(l)}$ 与 $\hat{x}^{(l)}$ 间的均方差, 其表达式如下

$$J(x^{(l)}, \hat{x}^{(l)}) = \frac{1}{2} \|x^{(l)} - \hat{x}^{(l)}\|^2 = \frac{1}{2} \left\| \sum_{i=0}^{m-1} x_i^{(l)} - \sum_{i=0}^{m-1} f(w'_{ij} f(w_{ij} x_i^{(l)} + b_j + b'_i) \right\|^2 \tag{5}$$

AE 网络通过误差逆传播与梯度下降法, 来实现误差函数 $L(w, w', b, b')$ 最小化。

1.2 有监督的 SDAE 网络构建

堆叠自编码(SAE)是将多个 AE 堆叠, 以上一级 AE 的隐藏层作为下一级的输入层, 从而形成多层次的网络结构, 如图 2 所示。

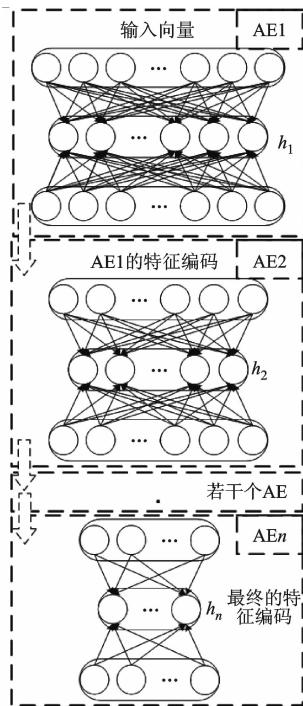


图 2 SDAE 网络结构

SDAE 是对 SAE 的有效改进, 为使 SAE 各隐藏层学习到的特征更具鲁棒性, 以一定概率在训练

样本中加入噪声, 即随机将各隐藏层的输入数据置零^[13]。由于 AE 的训练机制要求输出数据尽量接近被噪声污染前的输入数据, 这将迫使 SDAE 自主学习如何去掉输入数据的噪声干扰。最终, SDAE 将得到对输入数据更鲁棒的特征表达, 从而增强 SDAE 在处理实际应用问题时的泛化能力。

SDAE 属于无监督网络, 为了将其强大的数据处理能力用于样本分类, 在图 2 所示的 SDAE 网络最后一层加上有监督网络, 如图 3 所示。本文采用 Softmax 分类器^[14]对特征向量进行分类识别。假设训练数据中输入样本为 x , 对应标签为 y , 则将样本判定为某个类别 j 的概率为 $p(y=j|x)$ 。所以, 对于一个 K 类分类器, 输出的将是一个 K 维向量 (向量的元素和为 1), 如式(6)所示

$$h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} p(y^{(i)} = 1 | x^{(i)}; \theta) \\ p(y^{(i)} = 2 | x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ p(y^{(i)} = k | x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta_j^T x^{(i)})} \begin{bmatrix} \exp(\theta_1^T x^{(i)}) \\ \exp(\theta_2^T x^{(i)}) \\ \vdots \\ \exp(\theta_k^T x^{(i)}) \end{bmatrix} \tag{6}$$

式中: $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \in \mathbf{R}^{n+1}$ 为模型参数; $1/\sum_{j=1}^k \exp(\theta_j^T x^{(i)})$ 为归一化函数, 对概率分布进行归一化, 使得所有概率之和为 1。

在训练中, 利用梯度下降法寻找最优参数, 使得 Softmax 的代价函数 $J(\theta)$ 达到最小, 从而完成网络训练。代价函数 $J(\theta)$ 如下

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k 1\{y^{(i)}=j\} \ln \frac{\exp(\theta_j^T x^{(i)})}{\sum_{l=1}^k \exp(\theta_l^T x^{(i)})} \right] \tag{7}$$

式中: $1\{\cdot\}$ 是一个指示性函数, 即当大括号内值为真时, 该函数结果就为 1, 否则结果就为 0。

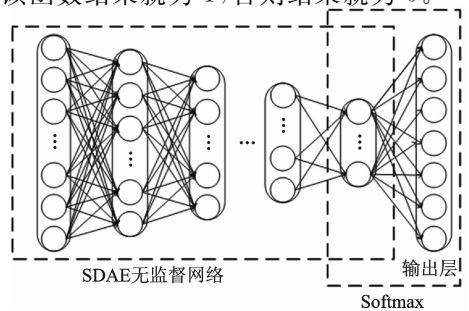


图 3 有监督的网络

2 基于 SDAE 的电机故障诊断

SDAE 网络的输入样本应尽可能包含故障信号的所有特征。振动信号包含复杂的轴承信息,电流信号包含丰富的转子特征,因此本文将振动信号与电流信号相结合作为网络的输入,信号的组合方式如图 4 所示。



图 4 振动频域信号和电流信号的组合方式

SDAE 电机故障网络训练过程分为 5 个步骤:

- (1)获取电机不同故障信号,对其预处理,作为网络输入;
- (2)确定网络参数(网络层数、各层节点数、学习率、迭代次数等);
- (3)逐层训练,将上一级 AE 网络的隐藏层作为下一级 AE 网络的输入层,从而得到最终的特征编码,用于训练 Softmax 网络;
- (4)微调整个网络,判断是否达到预期的准确率要求,若满足要求网络训练结束,若不满足,则调整网络参数,重复上述第 3 步;
- (5)网络构建完成。

电机故障诊断的流程图如图 5 所示。

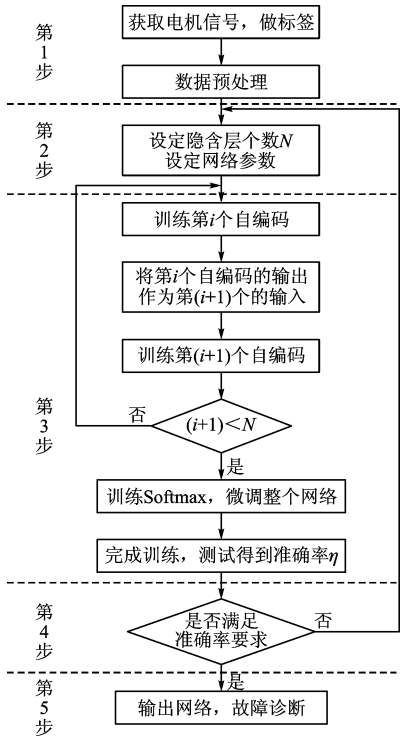


图 5 电机故障诊断的流程图

3 试验验证

3.1 试验数据

本文以动力传动故障诊断综合试验台的异步电机为研究对象,通过 SDAE 网络来监测和诊断其健康状态。试验所用动力传动故障诊断综合试验台如图 6 所示,由异步电机、两级行星齿轮箱、定轴齿轮箱和磁粉制动器等 4 个部分组成。通过更换电机模拟 7 种不同的故障状态,如表 1 所示。

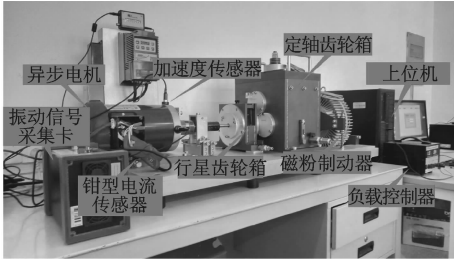


图 6 动力传动故障诊断综合试验台

表 1 电机的 7 种状态

电机状态	样本数	标签
无故障	2 000	1
转子不平衡	2 000	2
定子绕组	2 000	3
轴承故障	2 000	4
转子弯曲	2 000	5
转子断条	2 000	6
电压不平衡和单相位	2 000	7

为保证试验数据的多样性,采集数据时模拟了 10 种不同的工况,对应 5 种转速(升降速,3 560、3 580、3 560、3 620 r/min),2 种负载(有或无)。同时考虑到传感器位置的影响,在电机的前端 12 点钟和 9 点钟位置布置了 2 个加速度传感器。同时使用钳形电流传感器采集了电机运行时的电流信号。传感器的采样频率设为 5 kHz。在选取数据时,每种工况使用 200 个样本,其中 12 点钟和 9 点钟位置的加速度传感器信号各 100 个。因此,每一种故障的总样本数为 2 000 个,每个样本对应 2 000 个点的振动信号,并且选取对应时间的 2 000 组电流信号,共获得 14 000 组振动时域信号和对应时间的 14 000 组电流信号。随机选取每种故障各工况 75% 的样本作为训练样本,剩余 25% 作为测试样本。

为了研究不同信号对电机故障诊断的影响,试验选取如下 4 种类型样本作为网络输入。

- (1)单振动时域信号。直接将 2 000 个点的时

域样本信号输入网络训练。

(2)单振动频域信号。对振动信号的每个时域样本做傅里叶变换,求出频域信号,输入网络训练。

(3)振动时域信号和频域信号组合。将时域和频域信号组合,样本的前段为振动频域信号,后段振动时域信号。

(4)振动频域信号和电流信号组合。将振动频域信号和对应时刻的电流信号组合,样本的前段为振动频域信号,后段为电流信号。

在网络训练前,需要对样本进行如下归一化处理

$$X_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

对于第3、第4两种样本类型,将两者组合后再作归一化。经试验验证,将振动、电流信号分别归一化后再组合,训练得到的网络故障诊断准确率比本文所用的将两者组合后再作归一化方法低。

3.2 试验结果和分析

利用 SDAE 分别对电机的时域、频域、时域+频域和频域+电流4类样本进行分析诊断。经过多次试验后发现,以频域+电流信号为输入样本时,SDAE 网络的诊断效果最好。

3.2.1 不同层数下的网络诊断结果 构建 $N(N=2,3,4,5,6)$ 层的 SDAE 网络,分别以时域信号、频域信号、时域+频域、频域+电流信号样本作为网络输入,经过 300 次全数据集(批处理量为 35,学习率为 0.5)迭代后,不同深度网络的其诊断结果如图 7 所示。

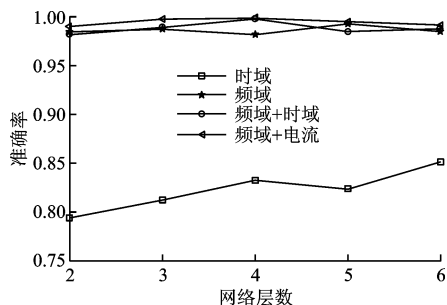


图7 不同样本下不同深度网络的诊断结果

由图7可以看出,以时域信号样本作为输入的诊断效果比其他3类预处理样本差,故在接下来的实验中,时域信号样本不予考虑。同时可以发现,利用 SDAE 进行故障诊断时并不是网络层数越深诊断效果就越好,以频域信号、时域+频域,频域+电流信号3类样本作为网络输入时,均会出现网络层数增加而准确率下降的情况。但是以频域+电流作为输入时,在4层 SDAE 网络时(该网络模型从第1

层到第5层各层节点数分别为3000、100、100、100、7,设此网络模型为模型A),准确率明显高于其他2种,达到最高99.86%,故本文选取频域+电流信号样本作为网络输入。

为了比较 DAE 与 SDAE 网络提取特征的能力,试验中以频域+电流信号为样本分别训练 DAE 和 SDAE(4层)网络,利用主成分分析(principal component analysis, PCA)提取第4层特征的2个重要分量(分别为主成分分量 x 和主成分分量 y)并可视化,如图8所示。

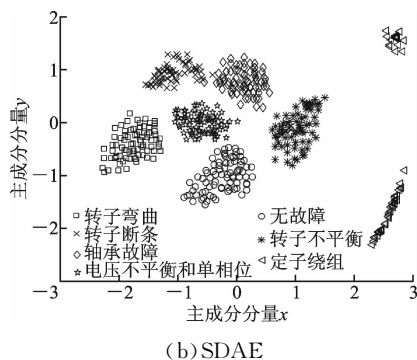
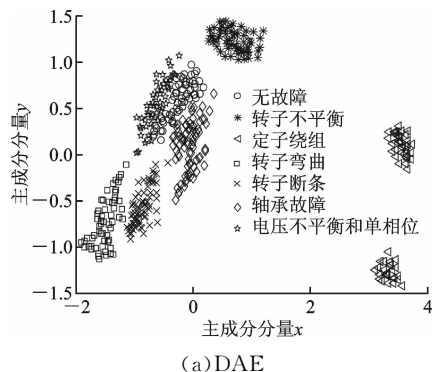


图8 两种网络下的特征散点图

从图8中可以看出,SDAE 网络特征能够明显地区分出来,而 DAE 网络特征却重叠在一起,无法明显区分。

3.2.2 不同批处理量下的网络诊断结果 在训练网络时,由于样本数据量大、电脑配置有限等条件的限制,无法一次将所有样本全部用于网络的训练,因此,通常会选择将样本平均分成大小适中的块,这个块的大小就是批处理量。不同的批处理量决定网络的收敛速度,因此必须选择合适批处理量。

表2为不同批处理量下的试验结果,试验以频域+电流的预处理样本作为输入,网络模型为模型A,学习率为0.5,经过20次全数据集。从表2中可以看出,当批处理量增大时,跑完一次全数据集所需的迭代次数减少,但能达到的准确率反而降低。因

此,想达到相同的准确率,其迭代需要花费的时间会大大增加,从而对参数的修正也就显得更加缓慢。当批处理量为 10、20、35 时,诊断准确率均可以达到最大值 99.86%。为了降低网络训练时间,设定批处理量为 35。

表 2 不同批处理量的试验结果

批处理量	准确率/%	迭代次数	时间/s
700	42.86	300	143.08
500	59.90	420	162.23
350	68.19	600	190.36
175	81.52	1 200	220.15
140	99.52	1 500	230.45
100	99.71	2 100	270.78
70	99.71	3 000	312.56
35	99.86	6 000	378.15
20	99.86	10 500	450.79
10	99.86	21 000	513.23

为了研究学习率对网络训练的影响,试验中多次调整学习率进行训练,发现学习率为 0.5 是网络训练的最优选择,以频域+电流信号作为输入时网络收敛最快。

综上所述,使用频域+电流信号作为网络输入,更有益于网络训练,能够更好地实现电机故障诊断。

3.3 与传统方法的对比

特征提取和模式识别是电机故障诊断的 2 个主要步骤。特征提取的常用方法有小波分析、经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD)^[15]和主成分分析等,通过分析电机信号的均值、方差、峭度、峰值因子、信息熵、均方频率和能量等也可以完成特征提取;模式识别常用方法有 BP 神经网络^[16]和 SVM 等。

为了与传统智能方法比较,利用 EMD+SVM、PCA+SVM、诊断特征+SVM 等 3 种方法对电机进行故障诊断,同样选取所有样本的 75%用于训练,剩余的 25%用于测试,诊断结果如表 3 所示。

表 3 不同方法的诊断结果

方法	输入信号	样本数	准确率/%
PCA+SVM	时域	14 000	38.89
EMD+SVM	时域	14 000	90.15
诊断特征+SVM	时域、频域	14 000	93.65
SDAE	频域+电流	14 000	99.86

PCA+SVM 方法主要利用 PCA 来提取时域信

号特征(特征数从 2 到 100),结合 SVM 完成电机故障诊断,但是 PCA 在本质上是一种线性方法,处理非线性问题能力差,因此 PCA+SVM 方法效果差,其平均诊断准确率为 38.89%。EMD 能够自适应地实现信号分解,较小波分析方法有很大的优势,试验以 EMD 分解出的 IMF 分量能量值作为特征,训练 SVM 分类器以完成故障诊断;实验中,从时域信号和频域信号分别提取多个诊断特征,这些特征能够很好地描述故障信号所包含的信息,因此 EMD+SVM 和诊断特征+SVM 这 2 种方法能够较好地实现电机故障诊断,其诊断准确率分别为 90.15%和 93.65%。SDAE 方法通过深层网络自适应提取更加精确的特征表达,并有监督地微调整个网络,从而实现高效智能的电机故障诊断,其诊断准确率为 99.86%。

SDAE 网络训练所花的时间比其他 3 种方法都要长,但是将训练好的 SDAE 网络用于样本预测时,1 s 能完成 200 个样本的预测,具有较高的实时性。训练 SDAE 网络是线下工作,为了准确地诊断电机故障,花时间来训练一个高精度网络是值得的。

4 结 论

本文提出了一种基于堆叠降噪自编码的电机故障诊断方法,利用 SDAE 网络强大的表征能力和整体网络微调机制,实现了高精度的电机故障诊断。通过试验对比分析发现,SDAE 方法较传统信号处理方法存在较大的优势。

(1)SDAE 方法能够自适应地提取表示信号故障的特征,克服传统方法在提取电机信号特征时存在的不足,即需要大量先验知识、信号处理理论和实际经验。

(2)SDAE 方法大大减少了人工处理数据的时间,使得故障诊断与预测更加智能化和高效化。同时,SDAE 方法建立在大量样本数据的基础上,保证了网络对未知样本数据的解释能力。

参考文献:

[1] 沈标正. 电机故障诊断技术 [M]. 北京:机械工业出版社,1996:6-20.
[2] 陈法法. 基于数据融合的异步电机故障诊断方法研究 [D]. 山西:太原理工大学,2008:1-20.
[3] 赵慧敏,房才华,邓武. 基于智能优化方法的 SVM 电机故障诊断模型研究 [J]. 大连交通大学学报,2016,37(1):92-96.
ZHOU Huimin, FANG Caihua, DENG Wu. Study on

- motor fault diagnosis based on SVM with intelligent optimization method [J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2016, 37(1): 92-96.
- [4] 李平, 李学军, 蒋玲莉. 基于KPCA和PSOSVM的异步电机故障诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(4): 616-620.
- LI Ping, LI Xuejun, JIANG Lingli. Failure diagnosis method of the asynchronous motor based on KPCA and PSOSVM [J]. Vibration Test and Diagnosis, 2014, 34(4): 616-620.
- [5] 夏立, 费奇. 基于信息融合分析的感应电机故障检测方法 [J]. 电机与控制学报, 2006, 10(3): 291-295.
- XIA Li, FEI Qi. Fault detection method of induction motor based on information fusion analysis [J]. Electric Machines and Control, 2006, 10(3): 291-295.
- [6] 韩丽, 史丽萍. 基于信息融合技术的异步电机故障诊断研究 [J]. 中国矿业大学学报, 2010, 39(2): 178-184.
- HAN Li, SHI Liping. Study of the induction motor fault diagnosis based on information fusion technology [J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2010, 39(2): 178-184.
- [7] 李学军, 李平, 蒋玲莉, 等. 基于异类信息特征融合的异步电机故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 227-233.
- LI Xuejun, LI Ping, JIANG Lingli, et al. Fault diagnosis method of asynchronous motor based on heterogeneous information feature fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 227-233.
- [8] GRAHAM-ROWE D, GOLDSTON D, DOCTOR-ROW C, et al. Big data: science in the petabyte era [J]. Nature, 2008, 455(7029): 8-9.
- [9] HINTON G E, SIMON O, YEE-WHYE T. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [10] 李艳峰, 王新晴. 基于奇异值分解和深信度网络多分类的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 上海交通大学学报, 2005, 49(5): 681-686.
- LI Yanfeng, WANG Xinqing. Rolling bearing fault diagnosis based on singular value decomposition and deep belief network multi classification [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49(5): 681-686.
- [11] 雷亚国, 贾峰, 周昕. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56.
- LEI Yaguo, JIA Feng, ZHOU Xin. Mechanical equipment health monitoring method for large data based on the theory of deep learning [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21): 49-56.
- [12] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI [J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2009, 2(1): 1-27.
- [13] ERAHAN D, BENGIO Y, COURVILLE A. Why does unsupervised pre-training help deep learning? [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 625-660.
- [14] 汪海波, 陈雁翔, 李艳秋. 基于主成分分析和Softmax回归模型的人脸识别方法 [J]. 合肥工业大学学报, 2015, 38(6): 759-763.
- WANG Haibo, CHEN Yanxiang, LI Yanqiu. Face recognition method based on principal component analysis and Softmax regression model [J]. Journal of Hefei University of Technology, 2015, 38(6): 759-763.
- [15] 蔡艳平, 李艾华, 石林锁, 等. 基于EMD与谱峭度的滚动轴承故障检测改进包络谱分析 [J]. 振动与冲击, 2011, 30(2): 167-172.
- CAI Yanping, LI Aihua, SHI Linsuo, et al. Roller bearing fault detection using improved envelope spectrum analysis based on EMD and spectrum kurtosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(2): 167-172.
- [16] 王志, 艾延延, 沙云东. 基于BP神经网络的航空发动机整机振动故障诊断技术研究 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(4): 168-171.
- WANG Zhi, AI Yanyan, SHA Yundong. Research on fault diagnosis technology of whole body vibration of aero engine based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(4): 168-171.

(编辑 刘杨)