

基于 WP-LSTM 的偏心转子马达故障诊断方法^{*}

冯 战, 王 杰, 黄思思, 方 夏
(四川大学 机械工程学院, 成都 610065)

摘要: 为解决智能设备中的偏心转子马达故障检测准确性与效率低下等问题, 提出一种基于小波包与长短时记忆网络(Wavelet Packet-Long Short Term Memory, WP-LSTM)的故障诊断方法。首先, 将偏心转子马达的电压信号进行小波包分解, 对高频信号进行重构。其次, 将重构信号作为特征向量输入到3层LSTM网络中, 依靠LSTM网络的记忆特性充分学习非稳态信号中具有时序性的故障特征信息, 再利用模型诊断出马达断线、卷线、电刷不良和接触不良故障。最后, 通过实验验证了所提方法的可行性, 且准确率达98.91%。与现有的马达故障诊断方法相比, 基于WP-LSTM的诊断方法具有更好的诊断效果, 对提高故障诊断的准确率有一定的作用。

关键词: LSTM网络; 小波包; 故障诊断; 神经网络; 偏心转子马达

中图分类号: TH162; TG506

文献标识码: A

Fault Diagnosis Method for Eccentric Rotor Motor Based on WP-LSTM

FENG Zhan, WANG Jie, HUANG Si-si, FANG Xia

(School of Manufacturing Science and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In order to solve the problem of fault detection accuracy and low efficiency of eccentric rotor motor in smart equipment, a fault diagnosis method based on Wavelet Packet-Long Short Term Memory (WP-LSTM) is proposed. Firstly, the voltage signal of the eccentric rotor motor is decomposed by wavelet packet, and the high frequency signal is reconstructed. Secondly, the reconstructed signal is input as a feature vector into the 3-layer LSTM network. The time-series fault feature information in the unsteady signal is learned by the memory characteristics of the LSTM network, and then the model is used to diagnose the motor disconnection and winding, poor brush and poor contact failure. Finally, the feasibility of the proposed method is verified by experiments, and the accuracy rate is as high as 98.91%. Compared with the existing motor fault diagnosis methods, the WP-LSTM-based diagnostic method has a better diagnostic effect and has a certain effect on improving the accuracy of fault diagnosis.

Key words: LSTM network; wavelet packet; fault diagnosis; neural network; eccentric rotor motor

0 引言

偏心转子马达广泛应用于智能手机、平板电脑、VR-AR触觉反馈装置和智能穿戴设备等智能设备。由于零部件加工、装配不当等因素, 偏心转子马达可能会存在内部断线、卷线、电刷不良、接触不良等多种故障。目前, 针对电机等旋转设备的故障检测方式按信号形式可分为以下三种。①声音信号检测法^[1]: 利用声音传感器采集设备运行时的声音信号, 通过滤波、特征提取从而实现故障检测。但设备现场环境十分复杂, 周围存在大量干扰信号, 采集到的声音信号存在大量噪声, 提取故障特征十分困难; ②振动信号检测法^[2]: 利用振动传感器将待测设备的振动信号(速度、加速度等)传回计算机, 判断待测设备状况。其硬件成本高昂, 传感器安装位置受限, 对连接刚性要求高,

且因工作环境恶劣, 信噪比不高; ③电信号检测法^[3]: 通过检测电机电信号进行处理, 获取故障特征信息从而实现故障诊断。较于其他检测信号, 电信号易于测量且抗干扰性强, 受到广泛采用。因此本文采取对马达电压信号进行检测。

现有故障诊断方法按方法分类可分为传统信号分析方法与智能诊断方法两种。①传统信号分析方法: 如小波变换^[4]、小波包^[5]、经验模态分解^[6]等。传统信号分析方法基于故障信号的统计学特征, 能有效提取故障信号特征且鲁棒性好, 检测结果直观, 适用于故障特征明显的情况。而偏心转子马达有多种故障形式, 且电压信号是非平稳信号, 故障特征以非周期性形式出现, 传统信号分析方法较难用于偏心转子马达的故障诊断。②智能诊断方法: 如SVM^[7](support vector

收稿日期: 2019-11-03; 修回日期: 2019-12-06

^{*} 基金项目: 四川省重点研发项目(2019YFG0356)

作者简介: 冯战(1997—), 男, 安徽阜阳人, 四川大学硕士研究生, 研究方向为机器视觉、机器学习 (E-mail) 503056728@qq.com; 通讯作者: 王杰(1964—), 男, 河北霸州人, 四川大学教授, 博士, 研究方向为CAD/CAM (E-mail) wangjie@scu.edu.cn。

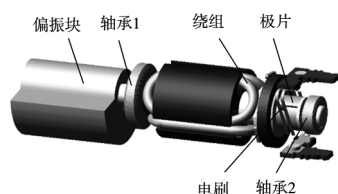
machine (支持向量机)、K-means 聚类算法^[8]、贝叶斯网络^[9]、LSTM 网络^[10]等。SVM、K-means 和贝叶斯网络是传统的机器学习方法,在故障诊断中已得到广泛应用,但难以应对复杂的数据分类问题,泛化能力差。LSTM 网络作为新兴的深度学习新方法,其强大的非线性拟合能力和数据时序性挖掘能力,使得 LSTM 网络成功应用到时序数据分类领域中。但是 LSTM 网络所需的训练数据量大,一般的工业检测数据集难以满足其数据要求。数据集有限的情况下难以学习马达非平稳信号的时序性特征,难以对偏心转子马达进行故障诊断。

综上所述,针对偏心转子马达的故障诊断,本文提出了基于 WP-LSTM 的诊断模型,结合了传统信号分析与深度学习网络的优点。在小波包有效提取马达非平稳信号的时序性特征的基础上,使得 LSTM 网络能成功学习到马达电压信号中故障的短时突变以及长时序特征,缩小了 LSTM 网络对于数据集大小的要求,从而实现对马达的故障诊断。

1 方法介绍

1.1 马达介绍

本文研究的偏心转子马达属于三相两刷直流马达,其结构如图 1 所示。



在转动过程中,偏振块的高速旋转会产生惯性激振力 G 。如图 2 所示, G 是一个空间回转力,计算公式如下:

$$G = mr\omega^2 \quad (1)$$

其中 m 为偏振块质量, r 为偏心距,即偏心块质心离回转轴心的距离。由公式(1)可知,当马达转速固定时 G 大小是定值,但方向会随着马达的转动而变化。 G 可分解为水平和垂直两个方向的分力 F_x 和 F_z ,公式如下:

$$\begin{cases} F_x = G \cos(\omega t) \\ F_z = G \sin(\omega t) \end{cases} \quad (2)$$

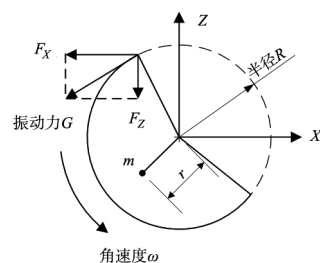


图 2 偏振块受力图

发生变化。建立力平衡方程可得:

$$\begin{cases} F_z + Mg = F_{r1} + F_{r2} \\ F_z L_z + F_{r2} L_{r2} = F_{r1} L_{r1} \end{cases} \quad (3)$$

联立以上公式,可求得轴承 2 所受径向力为:

$$F_{r2} = \frac{(L_{r1} - L_z) G \sin(\omega t) + L_{r1} Mg}{L_{r1} + L_{r2}} \quad (4)$$

F_{r2} 是有关 ωt 变量的函数,因此在转动过程中 F_{r2}

大小会发生变化。而电刷和极片每转动 60° 会瞬时断路接触一次,由于径向力 F_{r2} 的影响,使得旋转过程中电刷和极片接触面积增大或减小,接触电阻值发生改变使得电压波形出现波动,马达正常工作电压波形如图 4a 所示。

偏心转子马达常见的故障包括马达断线、卷线、电刷不良和接触不良,各电压波形如图 4b ~ 图 4e

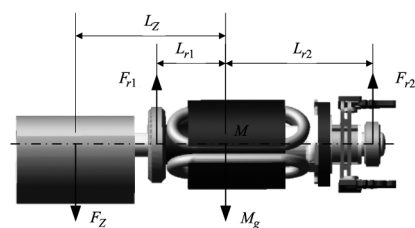
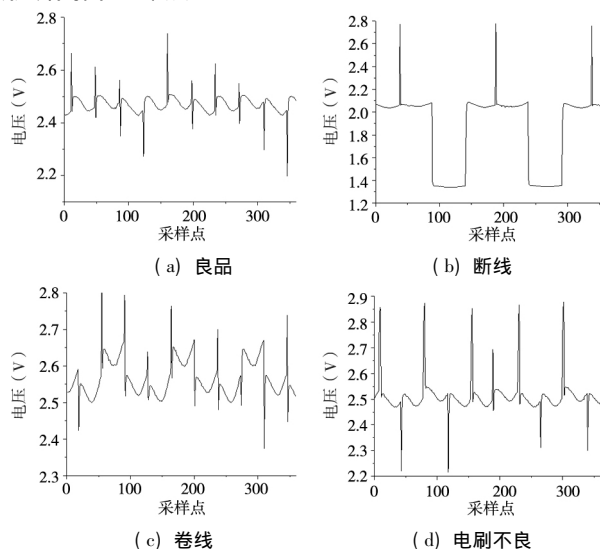


图 3 径向受力图

所示。断线是由于马达在旋转过程中绕组发生断裂;卷线是因为绕组缠绕圈数不等于设定值,圈数异常导致马达转子某一相电阻值发生异常变化;电刷不良是因为马达转子某一相或两相在换向过程中,电刷一前一后异常接触转轴,导致换向时间过长;接触不良则是因为马达旋转过程中刷片与极片在某瞬间未发生接触而导致回路断路,电路中无电流通过,从而导致电压波形瞬间降至零点。



1.2 小波包分解与重构

由上文可知,电压信号属于非稳态信号,包含了偏心转动的暂态量和故障暂态量,从中直接识别故障暂态信号是较为困难且低效的,因此利用小波包分解提取故障暂态量。小波包分解在分辨率分析的基础上形成的一种更精细的信号分析方法,克服了小波分解在高频段的频率分辨率较差而在低频段的时间分辨率较差的问题,在刻画信号的特征方面具有更强的优势,具有更强的消噪能力^[11]。小波包分解将信号分成低频与高频两部分,对前一层分解得到的低频信号和高频信号同时进行再分解。

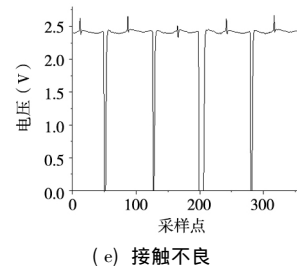


图 4 电压波形图

分解的层数越多,频域分辨率越高,时域分辨率越

低,越不利于对信号进行精确分析。为提高时域分辨率,可采用小波包重构算法对每一个小波包进行重构^[12]。小波包重构原理为:信号经 j 层小波包分解后得到 2^j 个子频段,若要重构某个频段,需保留这一子频段的数据,将该层中其他频段数据置为 0。将这些处理后的小波包数据代入重构公式:

$$c_j^i = \sum_k h'_{n-2k} c_{j+1}^{2i-1} + \sum_k g'_{n-2k} c_{j+1}^{2i} \quad (1)$$

式中 c_j^i 为第 j 层小波包分解的第 i 个子频段; $j = J-1, \dots, \rho$ (J 为最大分解层数); $i = 2^j, \dots, 1$; h'_{n-2k} 和 g'_{n-2k} 为小波包重构滤波器组系数。经过 j 层重构后,即可将信号的时域分辨率还原为原来的大小。

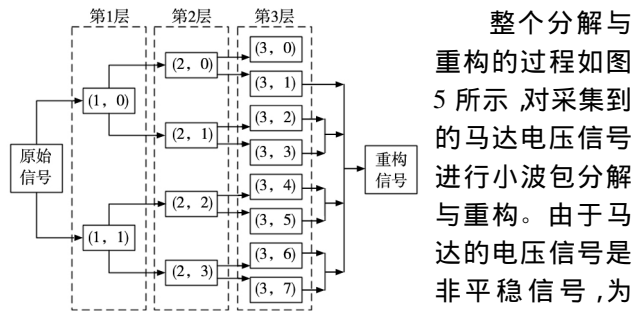


图5 小波包分解与重构流程图

整个分解与重构的过程如图5所示。对采集到的马达电压信号进行小波包分解与重构。由于马达的电压信号是非平稳信号,为消除偏心转动暂态量的干扰,对分解后的高频信号进行重构,即将低频段(3,0)置零而其余频段重构。以电刷不良故障为例,得到的重构信号波形图如图6所示。高频细节量包含了马达非平稳信号中缺陷的时序性特征,将重构信号作为特征向量输入LSTM网络中进行训练,再通过LSTM网络学习细节量中故障的短时突变以及长时序特征。

1.3 LSTM 网络

1.3.1 RNN 原理

RNN (Recurrent Neural Network, 循环神经网络) 是一种递归神经网络^[13], 适用于数据前后有时间依赖关系的识别对象, 其网络结构如图7所示。

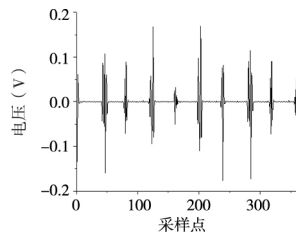


图6 重构信号波形图

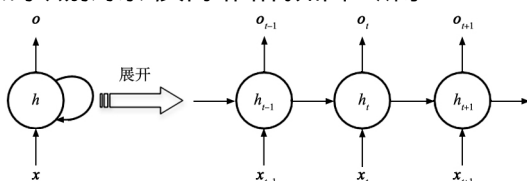


图7 RNN 结构示意图

图7中 x 是输入向量 h 是隐层状态 ρ 是输出向量。由于当前 t 时刻隐层状态 h_t 接收到 $t-1$ 时刻隐层状态 h_{t-1} 的输出, 使得隐层状态 h 能够记忆上一时刻的短期数据, 从而 RNN 可以学习到不同时刻数据之间的短期依赖关系。

1.3.2 LSTM 网络原理

LSTM 网络则是在 RNN 的基础上形成的一种可以学习数据长期时间依赖关系的循环神经网络^[14]。它解决了 RNN 无法处理数据长距离依赖联系以及容易梯度爆炸的问题。RNN 只有一个层状态 h , 能够记忆

短期数据并表示短序列中的层状态, LSTM 在 RNN 的基础上增加了一个单元状态 c , 用于记忆长期数据与表示长序列中的单元状态, 其结构形式如图8所示。

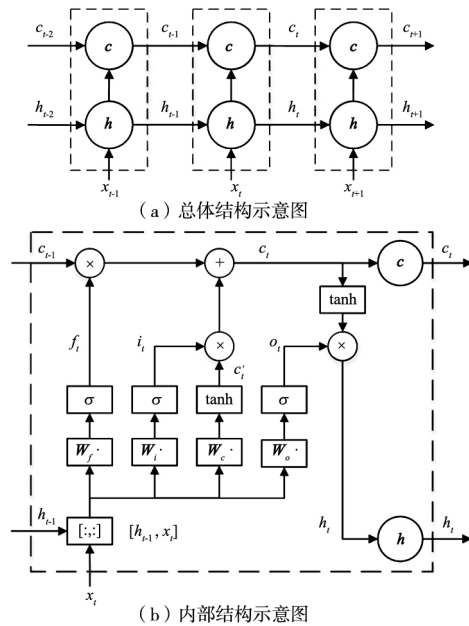


图8 LSTM 网络结构示意图

从图8可知, 在 t 时刻, LSTM 网络的输入为: 当前时刻网络输入 x_t 、上一时刻 LSTM 网络输出值 h_{t-1} 以及上一时刻隐层状态 c_{t-1} 。LSTM 网络的输出为: 当前时刻输出值 h_t 和当前时刻隐层状态 c_t 。关键在于如何控制长期状态 c , LSTM 网络通过三个门单元控制长期状态 c , 其结构示意图如图8b所示。

(1) 遗忘门单元: 它决定了从 c 状态中丢弃什么信息, 即决定上一时刻隐层状态 c_{t-1} 有多少保留到当前时刻 c_t 。输入 h_{t-1} 和 x_t , 输出一个 0 到 1 之间的数值 f_t , 计算公式如下:

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_{fh} h_{t-1} + W_{fx} x_t + b_f) \\ \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \end{cases} \quad (2)$$

式中, W_{fh} 和 W_{fx} 分别是遗忘门单元对应输入 h_{t-1} 与 x_t 的权重矩阵, b_f 是偏置项, σ 是 sigmoid 激活函数, 值域是 (0, 1), 所以门单元都是半开半闭的。

(2) 输入门单元: 它决定了当前时刻输入 x_t 有多少保存到隐层状态 c_t 。输入 x_t 和上一时刻隐层单元的输出 h_{t-1} , 输出结果 i_t 作为将要更新的信息, 计算公式如下:

$$i_t = \sigma(W_{ih} h_{t-1} + W_{ix} x_t + b_i) \quad (3)$$

式中, W_{ih} 和 W_{ix} 分别是输入门单元对应输入 h_{t-1} 与 x_t 的权重矩阵, b_i 是偏置项。隐层状态 c_t 的计算公式如下:

$$\begin{cases} c_t = f_t c_{t-1} + i_t c_t' \\ c_t' = \tanh(W_{ch} h_{t-1} + W_{cx} x_t + b_c) \end{cases} \quad (4)$$

式中, W_{ch} 和 W_{cx} 分别是对应输入 h_{t-1} 与 x_t 的权重矩阵, b_c 是偏置项, \tanh 是激活函数。 c_t' 是当前输入的隐层状态, 它是根据上一次的输出和本次输入计算的。

(3) 输出门单元: 它决定了隐层状态 c_t 有多少输出到 LSTM 网络的当前输出值 h_t 中, 计算公式如下:

$$\begin{cases} o_t = \sigma(W_{oh} h_{t-1} + W_{ox} x_t + b_o) \\ h_t = o_t * \tanh(c_t) \end{cases} \quad (5)$$

式中, W_{oh} 和 W_{ox} 分别是输出门单元对应输入 h_{t-1} 与 x_t 的权重矩阵, b_o 是偏置项, o_t 是输出门单元的输出值。

1.4 总体流程

本文所提出的方法的整体流程如图 9 所示。将采集到的马达电压信号进行 3 层小波包分解, 将高频信号进行重构, 再将重构后的电压信号作为特征向量输入到 3 层 LSTM 网络中进行训练。最后利用训练好的 LSTM 网络对马达进行故障诊断, 即输出马达是良品或者故障类别。故障类别分别为马达断线、卷线、电刷不良和接触不良故障, 良品则表明马达无以上故障。

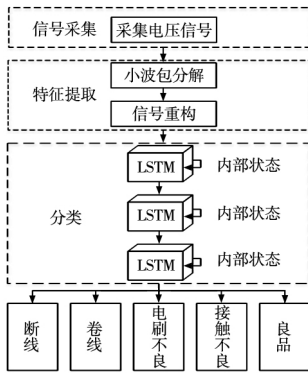


图 9 总体流程图

2 实验与分析

2.1 实验流程

为验证本文所提方法的可行性, 基于以下平台进行了实验验证。①实验软件平台: Win10 系统, python 语言, TensorFlow 框架, labview2017 软件。②实验硬件平台: GTX1050ti 显卡, NI6211 数据采集卡, 电压模块, 偏心转子马达夹具。

2.1.1 数据采集

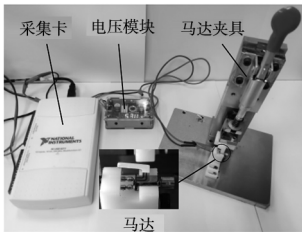


图 10 数据采集装置图

利用图 10 所示的数据采集装置与 labview 软件对每个马达进行电压信号数据采集。马达转速为 16000r/min, 采样率为 50kHz, 采集时间为 0.2s, 采样点数为 10000 个。

2.1.2 小波包分解层数的确定

小波包分解层数对故障诊断的准确率有着重要的影响。分解层数过少, 不能有效提取信号特征; 分离层数过多, 信号时域分辨率降低且计算量增大。在其余参数不变的情况下, 仅改变小波包分解层数进行了对照实验, 实验结果如表 1 所示。

通过表 1 对照实验结果可知: 与未经小波包分解(小波包分解层数为 0)相比, 经过小波包分解后, 网络准确率均得到一定提升。其中层数为 3 时, 准确率最高, 达到 98.88%, 准确率提升了 23.68%。因此最终选择小波包分解层数为 3, 信号经过 3 层小波包分解后, 对高频信号进行重构作为特征向量输入到 LSTM 网络中。

表 1 小波包分解层数对比结果

小波包分解层数	准确率/(%)
0	75.20
1	90.57
2	95.81
3	98.88

2.1.3 LSTM 网络的训练

(1) 数据集的划分

实验马达样本总数为 2500 个, 其中良品与 4 种故障类别的马达所占比例为 1:1:1:1:1。取 10000 个信号数据点的前 9720 个, 每 360 个点分为 6 个时间序列作为一个样本输入, 数据格式为 (6, 60), 一个样本输入包含了马达电压信号变化的一个整周期。将数据的 80% 作为训练集, 20% 作为测试集, 具体数据见表 2。

表 2 数据集数据

参数	数量
数据集总样本	69250
训练集样本	55400
测试集样本	13850

(2) LSTM 网络层数的确定

单层的 LSTM 网络难以学习到高维数据的时序性特征, 而多层 LSTM 网络是将上一层的网络输出值 h_t 作为下一层的输入值 x_t , 使得多层 LSTM 网络的学习能力更强。但是层数增加, 网络训练时间增长且收敛困难。因此层数对故障诊断的准确率有着重要的影响, 在其余参数不变的情况下, 仅改变 LSTM 网络层数进行了对照实验, 实验结果如表 3 所示。

表 3 LSTM 网络层数对比结果

LSTM 网络层数	准确率/(%)	训练时间/(s)
1	82.74	472.15
2	97.46	585.88
3	98.88	783.87
4	98.87	2873.81

通过表 3 对照实验结果可知: LSTM 网络层数为 3、4 时准确率较高。同 3 层 LSTM 网络相比, 4 层 LSTM 网络的训练时间是 3 层 LSTM 网络的训练时间的 3.67 倍, 综合考虑模型准确率与训练时间, 最终选择 LSTM 网络的层数为 3。

(3) LSTM 网络参数的选择

影响到 LSTM 网络训练准确率的一个重要参数是迭代次数 (epoch), 在其余参数不变的情况下, 仅改变迭代次数进行了对照实验, 实验结果如图 11 所示。

由图 11 可知: 迭代次数与 LSTM 网络准确率呈正相关关系, 但迭代次数达到 150 左右后准确率不再变化。因此, 网络的迭代次数设置为 150。其余超参数: 如 Batchsize、学习率等参数见表 4。

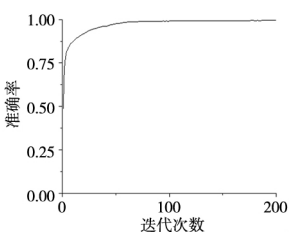


图 11 准确率变化趋势图

表 4 LSTM 网络参数

参数	数值
LSTM 网络层数	3
LSTM1 隐层单元数	256
LSTM2 隐层单元数	64
LSTM3 隐层单元数	5
学习率	0.001
Epoch	150
Batchsize	256

2.1.4 实验结果

采用表 4 中的 LSTM 网络参数在 Tensorflow 框架上训练 3 层 LSTM 网络模型,使用已训练模型即可进行实时测试。对测试集进行测试,整体准确率为 98.91%。进一步对预测值与测试集真实值进行比较,其结果如表 5 所示,混淆矩阵中的行、列元素分别代表预测样本与真实样本的统计分布。

表 5 混淆矩阵

混淆矩阵	真实值				
	故障 1	故障 2	故障 3	故障 4	良品
故障 1	2754	0	9	2	2
故障 2	0	2750	0	0	0
预测值 故障 3	5	0	2703	1	74
故障 4	4	1	11	2764	2
良品	0	0	39	0	2703

各分类的查准率、查全率和 F1 分数指标如表 6 所示,其中查准率表示模型预测正确数量占总预测数量的比例,查全率表示模型正确预测某样本数量占数据集中该样本数量的比例,F1 分数是综合了查全率与查准率的评价指标。

表 6 准确率指标

	故障 1	故障 2	故障 3	故障 4	良品
查准率	99.53	100.00	97.13	99.35	98.58
查全率	99.67	99.96	97.86	99.89	97.20
F1 分数	99.60	99.98	97.49	99.62	97.88

2.2 对比分析

按 2.1 节所述实验流程可构建出本文所提出的基于 LSTM 网络与小波包的偏心转子马达故障诊断方法,将其与现有故障诊断方法的准确率进行比较,对比结果如表 7 所示。

表 7 不同方法的准确率对比结果

方法	准确率/(%)
SVM	83.31
小波包 + SVM	90.30
LSTM 网络	75.20
本文方法	98.91

由表 7 可知,现有故障检测方法中:SVM 的准确率为 83.31%,传统机器学习方法在面对马达复杂的非平稳电压信号时表现较差。基于 SVM 与小波包的方法准确率为 90.30%,比 SVM 准确率提升了 6.99%,说明利用小波包提取马达非平稳信号的时序性特征对提升准确率有一定作用。LSTM 网络准确率为

75.20%,说明 LSTM 网络在数据集较小的条件下难以学习到马达电压信号的时序性特征,因此故障诊断效果较差。而本文提出的基于 WP-LSTM 的检测方法准确率达到了 98.91%,说明结合了 LSTM 网络与小波包的优点,既能排除噪声信号的干扰,又能检测到马达电压信号的时序性特征,明显优于现有检测方法。

3 结论

本文基于 WP-LSTM 提出了一种高效准确的偏心转子马达的故障诊断方法。该方法对马达电压信号数据进行了三层小波包分解,对低频信号进行了重构。并将原始信号减去重构信号作为特征向量输入到 3 层 LSTM 网络中,最后利用训练好的 LSTM 网络模型对马达进行故障诊断,从而实现了马达的实时故障诊断。通过相应的实验与分析可知:相比于现有故障诊断方法,本文方法的优势在于结合了传统信号分析方法与深度学习的优点,能有效提取马达电压信号的时序性特征,使得 LSTM 网络能有效学习到马达电压信号的故障特征,从而缩小了 LSTM 网络对于数据集数量大小的要求。同时准确率更高,准确率高达 98.91%,本文所提出的方法对于提高故障诊断的准确性有一定的作用。

[参考文献]

- [1] 穆峰. 基于声音信号的故障诊断研究及应用[D]. 济南: 山东大学, 2016.
- [2] 赵志宏. 基于振动信号的机械故障特征提取与诊断研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
- [3] 张佳楠. 电机机械故障与电机电流关系研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [4] 林京, 屈梁生. 基于连续小波变换的信号检测技术与故障诊断[J]. 机械工程学报, 2000, 36(12): 95-100.
- [5] 任震, 何建军, 黄雯莹, 等. 基于小波包算法的电机故障信号的压缩和重构[J]. 中国电机工程学报, 2001(1): 26-30.
- [6] 何刘, 林建辉, 丁建明, 等. 调幅-调频信号的经验模态分解包络技术和模态混叠[J]. 机械工程学报, 2017, 53(2): 1-10.
- [7] Widodo A, Yang B. Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2560-2574.
- [8] Yiakopoulos C T, Gryllias K C, Antoniadis I A. Rolling element bearing fault detection in industrial environments based on a K-means clustering approach[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 2888-2911.
- [9] 李俭川, 胡芑庆, 秦国军, 等. 贝叶斯网络理论及其在设备故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2003, 14(10): 92-96.
- [10] Kerboua A, Metatla A, Kelaiaia R, et al. Real-time safety monitoring in the induction motor using deep hierarchic long short-term memory[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(9-12): 2245-2255.

(下转第 105 页)

$$\tau = k_p e + k_d \dot{e} \quad (12)$$

其中 $k_p > 0$ $k_d > 0$ k_p 、 k_d 为常数增益。

4 仿真实验

为验证改进 DE 算法的有效性,使用 Matlab 仿真软件分别实现标准 DE 算法和改进 DE 算法的机械手轨迹控制。取样本个数为 50,优化次数为 30,插值点选取 4 个,插值点横坐标固定选取,纵坐标在初始点和终止点之间随机选取,其仿真结果如图 1~图 3 所示。

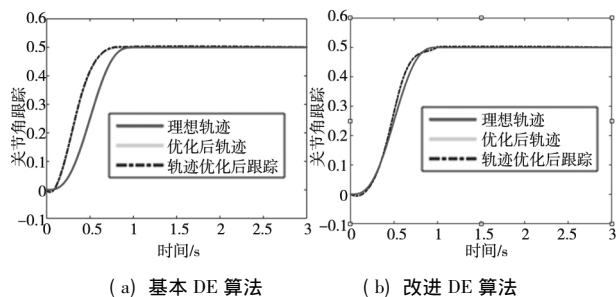


图 1 理想轨迹、最优轨迹及轨迹跟踪对比分析

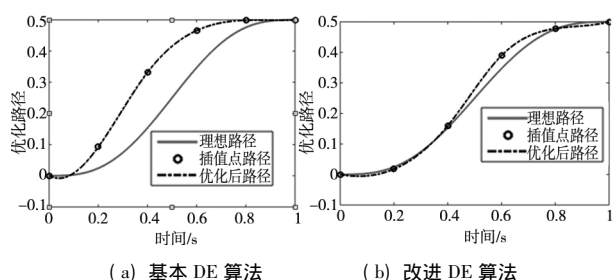


图 2 优化结果对比分析

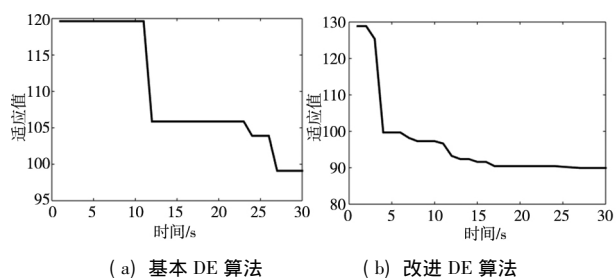


图 3 迭代过程对比分析

从图 1 和图 2 中的跟踪关节角度和机械手运动轨迹的变化可知,改进 DE 算法比标准 DE 算法更加接近理想的运动轨迹,且极大地减小了实际运动轨迹与理想运动轨迹之间的误差,改进 DE 算法前期较为贴近理想轨迹,后期误差有所增大。从图 3 适应值变化可知,标准 DE 算法的适应值稳定于 98 附近,改进 DE 算法适应值稳定于 90 附近,改进 DE 算法适

应值更低。

5 结论

本文提出了一种改进 DE 算法,改进的变异策略可以兼顾算法的全部搜索和局部搜索能力,改进的变异因子保证了种群的多样性又增加了算法后期的搜索能力,改进的交叉因子可以在效果较好的区间取值;然后以单关节机械手为研究对象,利用改进 DE 算法优化整个运动过程中机械系统消耗的能量,从而得到机械手实际的最优运动轨迹。仿真结果表明,改进 DE 算法得到的运动轨迹比标准 DE 算法得到的运动轨迹更加接近机械手理想的运动轨迹且误差更小、适应值更低。

【参考文献】

- [1] 王田苗,陶永.我国工业机器人技术现状与产业化发展战略[J].机械工程学报,2014,50(9):1-13.
- [2] 施祥玲,方红根.工业机器人时间-能量-脉动最优轨迹规划[J].机械设计与制造,2018(4):228-230,234.
- [3] 刘金琨.机器人控制系统的设计与 MATLAB 仿真(先进设计方法)[M].北京:清华大学出版社,2017.
- [4] Wang L,Chai T,Zhai L. Neural-Network-Based Terminal Sliding-Mode Control of Robotic Manipulators Including Actuator Dynamics[J].IEEE Transactions on Industrial Electronics,2009,56(9):3296-3304.
- [5] Zhihong M,Yu X H. Terminal sliding mode control of MIMO linear systems[J].IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications,1997,44(11):1065-1070.
- [6] 谢宏,杨鹏,陈海滨,等.遗传优化模糊 PID 融合算法的 5 自由度机械手控制[J].电子测量与仪器学报,2015,29(1):21-30.
- [7] 田颖,孙凌宇,张明路,等.基于模糊 PID 的悬架移动机械手研究与仿真[J].计算机仿真,2014,31(3):406-409.
- [8] 汪慎文,丁立新,张文生,等.差分进化算法研究进展[J].武汉大学学报(理学版),2014,60(4):283-292.
- [9] Storn R,Price K. Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces[J].Journal of Global Optimization,1997,11(4):341-359.
- [10] 肖鹏,邹德旋,张强.一种高效动态自适应差分进化算法[J].计算机科学,2019(B06):124-132.
- [11] 曾辰子,余旌胡,邹桢苹.基于多样变异随机搜索的差分进化算法[J].武汉大学学报(理学版),2018,64(3):211-216.
- [12] 曾辰子,余旌胡,邹桢苹.基于多样变异随机搜索的差分进化算法[J].武汉大学学报(理学版),2018,64(3):211-216.
- [13] Guo L,Li N,Jia F,et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J].Neurocomputing,2017,240:98-109.
- [14] Yuan M,Wu Y,Lin L. Fault diagnosis and remaining useful life estimation of aero engine using LSTM neural network[C]//IEEE International Conference on Aircraft Utility Systems,IEEE,2016.

(编辑 李秀敏)

(上接第 102 页)

- [11] 闰晓玲,董世运,徐滨士.基于最优小波包 Shannon 熵的再制造电机转子缺陷诊断技术[J].机械工程学报,2016,52(4):7-12.
- [12] 石勇,张艳霞,沈勇环.基于数字信号处理器和小波包重构算法的配电网接地选线装置的研究[J].电网技术,2005(4):50-54.