

## 基于定子电流监控的轴承故障在线监测

张海刚, 尹怡欣<sup>†</sup>, 祝 乔, 杨永亮

(北京科技大学 自动化学院, 北京 100083)

**摘要:** 随着自动化技术的增长, 对感应电动机内部滚动轴承的状态监控得到了飞速发展. 很多优秀的技术手段被运用到轴承故障的在线监测上, 然而还存在着两点不足: 1) 提取的故障信号不够准确; 2) 无法满足在线的需求. 本文在基于定子电流监测的基础上, 提出了一种新型的轴承故障在线诊断方法. 为了能够从电流频谱中提取更加准确的信息, 作者将改进了的时域平均方法(time domain average method, TDA)运用到故障信号的隔离中. 另一方面, 极限学习机(extreme learning machine, ELM)在分类问题上表现出良好的泛化性能, 它快速的训练速度能够保证在线故障监测的实施. 文章最后考虑了3种电机运行状态, 仿真结果均证明了此方法的有效性和稳定性.

**关键词:** 轴承故障; 故障诊断; 时域平均方法; 信号分析

中图分类号: TP273 文献标识码: A

## Online approach for bearing fault detection in induction motor using stator current monitoring

ZHANG Hai-gang, YIN Yi-xin<sup>†</sup>, ZHU Qiao, YANG Yong-liang

(School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Condition monitoring of rolling element bearing faults in induction motors is a fast developing technology during the past decades. Although many excellent technical approaches have been applied to the bearing fault detection, there are two drawbacks: 1) The extracted fault signal is not sufficiently accurate; 2) The approaches are not able to meet the demand of online implementation. This paper proposes a new online bearing fault detection method based on induction motor current monitoring. In order to extract more accurate information from current spectrum, an improved time domain average method is employed to isolate the fault signals. On the other hand, extreme learning machine as a classifier plays an important role in identifying the bearing faults, providing an foundation for online fault detection because of its fast training speed. The simulation results under three operation conditions clearly illustrate the effectiveness and stability of this scheme.

**Key words:** bearing fault; fault detection; time domain average; signal analysis

### 1 引言(Introduction)

感应电机在工业生产过程中起到了举足轻重的作用, 它的稳定性和可靠性永远是制造商和操作工追求的指标<sup>[1-2]</sup>. 在过去的几十年中, 电机的性能得到了很大的提高. 在工业现场, 电机故障的预测和诊断得到了越来越多的关注. 对于感应电机的状态监控和故障诊断, Subhasis曾发表过一篇综述<sup>[3]</sup>. 文章列举了电机中各种故障发生的频率, 详见图1. 从图1中可以看到, 轴承故障是电机故障中最易发生的, 大约占到了40%~50%的概率.

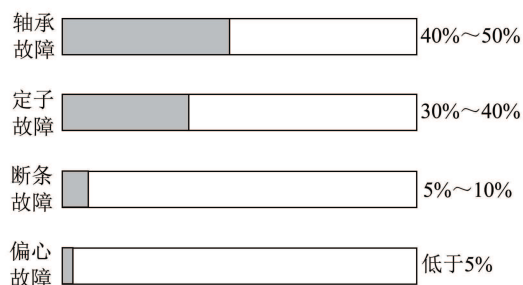


图 1 电机中不同故障发生的概率

Fig. 1 Probability of different induction motor faults

收稿日期: 2014-05-22; 录用日期: 2014-12-26.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: yyx@ies.ustb.edu.cn.

国家自然科学基金重点项目(61333002, 61304087), 国家高技术研究发展计划(“863”计划)项目(2013AA040705), 北京市自然科学基金项目(4132065)资助.

Supported by Major Program National Natural Science Foundation of China (61333002, 61304087), National High Technology Research and Development Program (“863” Program) of China (2013AA040705) and Beijing Municipal Natural Science Foundation (4132065).

在电力设备维护中,轴承的状态监控是一个快速兴起、快速发展的行业.到目前为止,已经出现了很多优秀的成果<sup>[4-8]</sup>.使用振动信号进行轴承故障诊断吸引了很多研究者的关注,并且提出了很多可行方法<sup>[4-5,9]</sup>.这种方法的局限性在于一方面需要在电机设备上安装相应的传感器,不利于实际现场的应用;另一方面,振动的故障信号常常比较微弱,经常被一些离散频率噪声(例如来自齿轮的噪声)所淹没,这些噪声会污染频率段,干扰故障信号的提取<sup>[10]</sup>.随着人工神经网络(artificial neural networks, ANNs)的发展,人们将其应用在轴承故障的在线监测上<sup>[11]</sup>.但是随着隐藏节点个数的增加,神经网络的训练耗时巨大,并且很容易收敛到局部最小点. Yazici等提出了一种自适应统计时频域分析方法用于轴承故障诊断<sup>[6]</sup>.由于这种方法需要对提取的特征进行额外的训练,这种方法不利于在线的实施.其他监测方法,例如对于速度<sup>[12]</sup>、力矩<sup>[13]</sup>、噪声<sup>[14]</sup>、电机发热情况<sup>[14]</sup>的分析,都无法保证检测的准确性,更难于满足现场的实施需求.

目前,很多研究者发现轴承故障会影响到定子电流,可以通过分析定子电流频谱特征实现对电机故障的监控<sup>[7-8,13]</sup>.依据对定子电流监控进行轴承故障的诊断存在着4方面的难点:1)提取的特征信号非常虚弱.工业现场的运行环境复杂,提取的信号往往被噪声污染;2)特征信号波动很大.特征信号的浮动剧烈,不利于通过人为设定阈值进行故障识别;3)轴承故障形式很多.同样也不利于针对单一故障进行检测方案设计;4)不同电机,不同轴承之间差别很大.文献[8]将采集到的定子电流信号去噪后,使用统计控制(statistical control)的方法达到轴承故障识别的目的.然而,过多的人工干预、设定阈值使得此方案的泛化能力比较差.文献[13]将定子电流监测与径向转子运动和负载转矩变化结合在一起,建立了一个新的轴承故障诊断模型.然而这种方式的实施复杂,不利于在线的应用.这也是作者出于研究的目的.

本文提出了一种新型轴承在线故障诊断方法.为了从定子电流中提取更加准确地包含故障信息的电流信号,提出了一种改进的时域平均方法(time domain average method, TDA).此方法能够将电流信号分离,孤立包含故障特征的电流信号,不仅能够使提取的被测信号排除噪声的影响,而且也极大程度上使得信号分析更加有针对性.在故障识别阶段,极限学习机(extreme learning machine, ELM)将作为分类器进行故障信号的检测.总的来说,新提出的轴承故障诊断方法有以下优点:

1) 原始电流信号获得后,首先经过RTDA方法进行故障信号的提取,之后对提取信号进行频谱分析.此思路针对性强,故障特征明显.

2) 相比其他的故障分类方法,例如:支持向量机

(support vector machine, SVM), 反向传播(back propagation, BP), ELM算法在轴承故障识别方面表现了出色的分类能力.

3) 相比文献[4,11]等提出的离线故障诊断思路,此方法是轴承在线诊断的一个挑战,它不仅反应迅速,而且识别精确.

本文的结构如下:第2部分介绍了电机故障对于定子电流的影响;第3部分提出了改进的RTDA算法.对于ELM的一些基本理论将在第4部分进行介绍;第5部分是本文的仿真结果;同时,第6部分给出了本文的总结.

## 2 轴承故障的定子电流特征(Stator current characteristics of bearing faults)

大部分的工业电机采用球形或者环形的轴承,由内外两个钢环组成.大约40%~50%的电机故障都属于轴承故障,它们会影响到电机振动信号的频率.考虑到收集和分析振动信号的不方便性,通过分析振动频率的方法进行轴承故障诊断方法不便于实施.一些学者经过详细的研究发现,电机的振动信号和定子电流频谱之间存在着一定的联系.电机振动频率会在定子电流频谱中有所体现,其关系如下:

$$f_{\text{bng}} = |f_e \pm m f_v|, \quad (1)$$

其中:  $m = 1, 2, \dots$ ,  $f_e$ 是供给电源频率,  $f_v$ 是振动信号的特征频率,  $f_{\text{bng}}$ 是振动信号在定子电流频谱中体现的故障频率<sup>[7]</sup>.

不同的轴承故障会出现不同的振动频率,如下所示:

1) 外环轴承故障:

$$f_{\text{vo}} = \frac{n}{2} f_r [1 - \frac{b_d}{p_d} \cos \beta]. \quad (2)$$

2) 内环轴承故障:

$$f_{\text{vi}} = \frac{n}{2} f_r [1 + \frac{b_d}{p_d} \cos \beta], \quad (3)$$

其中:  $b_d$ 和 $p_d$ 分别为球的直径和轴承间距直径;  $f_r$ 为轴承旋转速度,单位为Hertz;  $n$ 为轴承中球的数量;  $\beta$ 是球和轴承固侧的接触角度.图2为一个滚动轴承的参数图例.

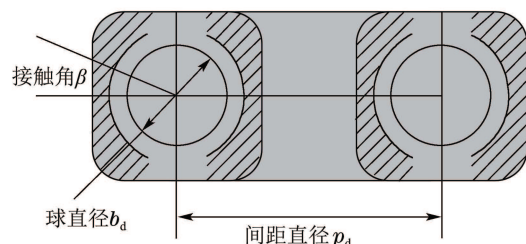


图2 球状轴承图例

Fig. 2 The legend of ball bearing

对于如上的轴承故障, 文献[8]给出了大约计算式:

$$\begin{cases} f_{vo} = 0.4 \cdot n \cdot f_r, \\ f_{vi} = 0.6 \cdot n \cdot f_r, \end{cases} \quad (4)$$

其中 $n$ 和 $f_r$ 满足如上的定义.

图3是一个4极点感应电动机(NSK6208)出现故障时的定子电流频谱图. 此电动机的轴承中含有9个球, 并且运行在1735 r/min(相当于 $f_r = 28.9$  Hz)的额定转速下. 下面仅仅分析外部轴承故障, 本文安装了一个在外环上有裂纹的轴承到指定电机上. 根据式(4), 作者可以大约计算轴承故障时的振动信号频率为104 Hz. 此频率信号在定子电流频谱信息上有所体现(特征点). 在轴承故障时出现的定子电流频谱信号称为冗余频谱信号(redundant spectrum signals, RSS). 通过对RSS信号的监测能够识别轴承是否发生了故障. 然后在实际的操作中, RSS信号非常虚弱, 常常被轴承正常运行下的定子电流频谱信息所“淹没”. 从而无法人为的设定阈值, 常常也会出现故障误报或者报警延迟现象.

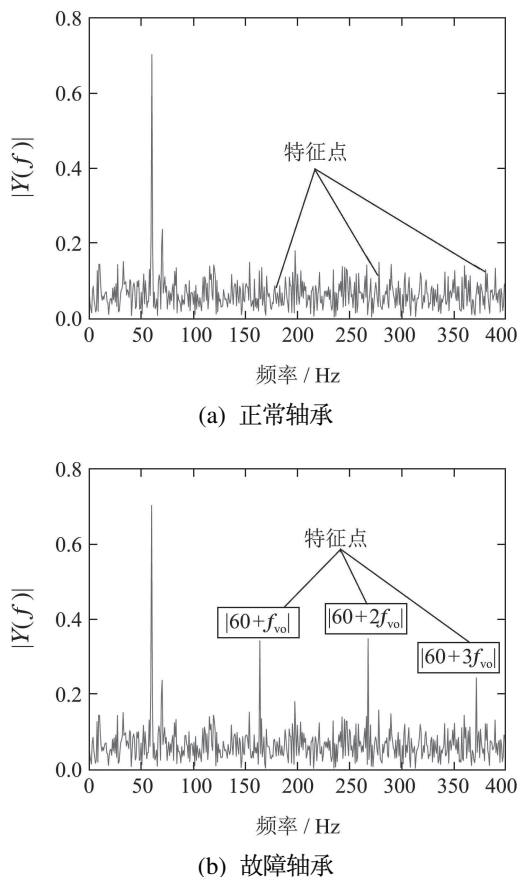


图3 实验感应电机的定子电流频谱( $f_e = 60$  Hz)

Fig. 3 Stator current spectrum of the experiment induction motor ( $f_e = 60$  Hz)

本方案中, 作者采用一种改进的信号处理算法对所获取的定子电流信号进行预处理, 从而保证RSS信号提取的准确性.

### 3 故障信号提取算法(Fault signal extraction algorithm)

时域平均算法自从由Braun和Seth提出以来, 被广泛应用到处理包含周期成分的信号中. 对于从感应电机获得的定子电流信号, TDA算法能够实现周期成分(periodic components)和残差信号(redundant signals)的分离. 从残差信号中提取的RSS更为准确和有效. 然而在TDA算法的实施中, 往往会由于周期截断误差的存在导致信号分离的失败. 为此, 作者提出了一种改进的鲁棒TDA(robust time domain average method, RTDA)算法.

#### 3.1 原始TDA算法(The ordinary TDA algorithm)

一般来说, 从旋转机械获得的被测信号由两部分组成: 周期成分(repetitive components)和残差成分(residual components). 周期成分指的是旋转频率的谐波分量. TDA算法的目的即为将这两种成分进行分离. 一个被测采样信号可以表示为

$$X(t) = X_p(t) + n(t), \quad (5)$$

其中:  $X_p(t)$ 表示周期成分,  $n(t)$ 表示残差成分. 在TDA算法中, 被测信号将会被分成若干段, 每段的长度为基波信号的周期 $T_p$ . 通过对各段信号的平均处理, 周期成分 $X_p(t)$ 将被保留, 而残差信号会被逐渐抑制. 周期成分通过如下公式计算:

$$X_p(j) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} X(j + k * N) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} X(j + k * \text{round}(\frac{T_p}{\Delta t})), \quad (6)$$

其中:  $M$ 为所分段的数量,  $N$ 为每段中元素的个数, 它可以通过对 $T_p/\Delta t$ 取整获得,  $\Delta t$ 为采样间隔,  $j$ 为从0变化到 $N$ 的指针. 残差成分可以表示为

$$n(t) = X(t) - X_p(t). \quad (7)$$

一般情况下, 采样频谱并不是基波频率的整数倍, 因此残差间隔存在, 称其为周期截断误差:

$$\Delta T = T_p - N * \Delta t = T_p - \text{round}(\frac{T_p}{\Delta t}) * \Delta t. \quad (8)$$

周期截断误差的存在常常会对TDA算法的实施产生不友好的影响. 从式(8)可以看出, 在基本的TDA算法中, 周期截断误差呈“累积性”增长. 随着TDA算法的实施, 最终会导致信号分解的失败. Liu提出了一种改进的算法(DTDA)用来减少周期截断误差<sup>[16]</sup>. 其对周期信号的计算公式为

$$X_p(j) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} X(j + \text{round}(\frac{k * T_p}{\Delta t})). \quad (9)$$

接下来, 作者给出一种更加改进后的算法用来计算周期成分, 最后在周期截断误差方面对3种算法进行比较, 证明此改进后算法的优越性和有效性.

### 3.2 鲁棒TDA算法(The robust TDA algorithm)

RTDA算法旨在更加有效地减少周期截断误差. 在RTDA算法中, 被测信号仍然被分成若干段, 然而每段的长度变为  $l * T_p$ ,  $l$  是一个合适的正整数. 因此周期成分的计算公式为

$$X_p(j) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} X(j + l * k * N) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} X(j + \text{round}(\frac{l * k * T_p}{\Delta t})), \quad (10)$$

其中指针  $j$  从0变化到  $l * N$ .

为了对3种算法进行比较, 通过对式(6)(9)–(10)进行  $Z$  变换 ( $Z$ -transform) 后, 进而分析其频谱特征. 相应的传递函数如下:

$$|H_1(f)| = \frac{1}{M} \left| \sum_{k=0}^{M-1} \exp(-j2\pi \frac{f}{f_s} * k * \text{round}(\frac{f_s}{f_p})) \right|, \quad (11)$$

$$|H_2(f)| = \frac{1}{M} \left| \sum_{k=0}^{M-1} \exp(-j2\pi \frac{f}{f_s} * \text{round}(\frac{k * f_s}{f_p})) \right|, \quad (12)$$

$$|H_3(f)| = \frac{1}{M} \left| \sum_{k=0}^{M-1} \exp(-j2\pi \frac{f}{f_s} * \text{round}(\frac{lk * f_s}{f_p})) \right|, \quad (13)$$

其中:  $H(f)$  为TDA算法的传递函数,  $f_p$  是周期成分的基频,  $f_s = 1/\Delta t$  为系列采样频率, 其他的符号参考上面的定义.  $|H(f_p)|$  意味着周期分量的衰减程度. 图4展示了用上面3种算法提取18.5 Hz混合信号时的周期信号的衰减程度, 其中采样频率为100 Hz.

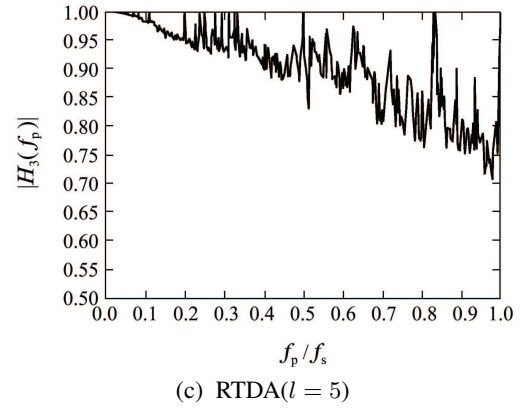
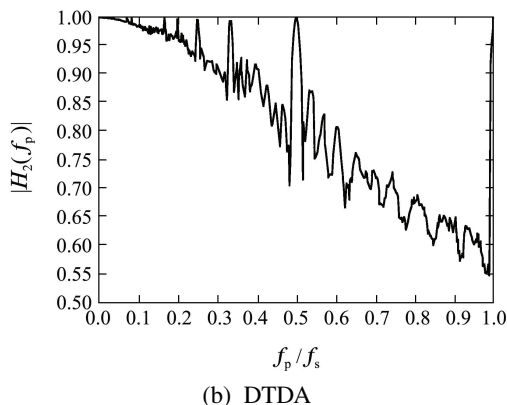
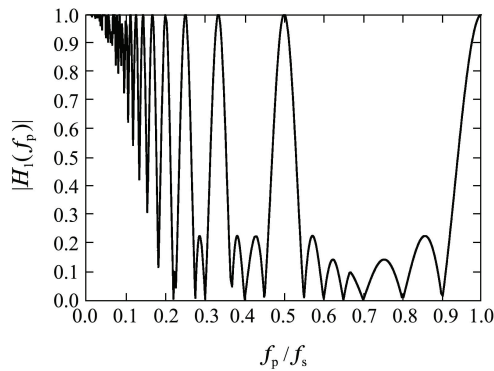


图4 3种TDA算法的衰减系数 ( $M = 20$ )

Fig. 4 The attenuation coefficients of three TDA algorithms ( $M = 20$ )

可以从图4获得两方面结论: 1) 如果  $f_p/f_s$  的值不是整数时, 意味着周期截断误差的存在, 它会导致周期成分有一定程度的衰减. 随着周期截断误差的增加, 信号的分解可能会失败; 2) 对于同一个被测信号, 本文提出的RTDA算法相比其他算法能够很好地限制周期截断误差.

表1列出了3种算法针对不同平均间隔的周期截断误差的结果. 从表1中可以看出DTDA和RTDA算法的周期截断误差随机出现, 而不是一种增长的形式. 另外, 通过对DTDA和RTDA两种算法的比较, 后者产生的周期截断误差更加小, 这与先前的理论分析相吻合. 总的来说, RTDA算法以增加截断数量为代价减少了周期截断误差. 对于当代快速运转的机械, 这种改进能够满足相应的需求.

表1 不同平均周期的截断误差

Table 1 The period cutting error with different averaging periods

$M$	$\Delta T_1$	$\Delta T_2$	$\Delta T_3 (l = 5)$
3	0.810	0.189	0.054
5	1.600	0.378	0.108
12	4.460	0.459	0.297
15	6.890	0.108	0.459
22	8.505	0.486	0.142

## 4 基于ELM算法的故障识别 (Fault identification based on ELM)

ELM算法是一种新型的单隐层神经网络<sup>[17-18]</sup>. 自从Huang在2006年提出以来, 由于其快速的训练速度和良好的泛化性能, 在回归和分类问题上取得了广泛的应用. ELM算法的精髓在于随机的产生隐藏节点, 并且采用最小二乘法直接计算输出权重, 从而节省了大量的训练时间, 保证了在线的实施. 本文中, ELM算法被用于进行电机轴承故障的识别. 下面对ELM算法

理论进行简短的介绍。

假设存在  $N$  个任意样本  $(x_i, t_i)$ , 其中:  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T \in \mathbb{R}^n$  表示第  $i$  个样本的  $n$  维特征空间,  $t_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}) \in \mathbb{R}^m$  为目标向量. 有  $\tilde{N}$  个隐藏节点的 SLFNs 的数学模型如下:

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g_i(x_k) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i \cdot x_k + b_i) = t_k, \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad (14)$$

其中:  $w$  是  $\tilde{N} \times n$  输入权重矩阵, 用来连接输入节点和隐藏节点;  $\beta$  是  $\tilde{N} \times m$  输出权重矩阵, 用来连接隐藏节点和输出节点;  $b$  是  $\tilde{N} \times 1$  隐藏节点的偏差;  $w_i \cdot x_k$  代表着  $w_i$  和  $x_k$  的内积;  $t$  为  $N \times 1$  在激活函数  $g(x)$  下的模型输出矩阵。

ELM 算法旨在找到一个最优解  $\beta$ , 它拥有最小的均方误差 (mean square error, MSE), 如下所示:

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i \cdot x_k + b_i) = t_k, \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad \text{s.t.} \quad \text{MSE}(\hat{\beta}) = \frac{1}{\tilde{N}} \sum_{i=1}^{\tilde{N}} (\hat{\beta}_i - \beta)^2 \rightarrow \min, \quad (15)$$

其中  $\hat{\beta}$  是  $\beta$  的估计值。

上面的  $n$  个等式写成矩阵形式为  $H\beta = T$ , 其中

$$H(W, B, X) = \begin{pmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} \cdot x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(w_{\tilde{N}} \cdot x_N + b_{\tilde{N}}) \end{pmatrix}_{N \times \tilde{N}}$$

$T$  是由向量  $t_1 \sim t_k$  组成的矩阵。

根据最小二乘理论, 输出权重  $\beta$  的估计值为

$$\hat{\beta} = (H^T H + \frac{I}{c})^{-1} H^T T, \quad (16)$$

其中  $I/c$  为正则项因子<sup>[19]</sup>。

本文 ELM 算法被运用到故障识别中, 图 5 展示了 ELM 算法的模型. ELM 模型的输入为所提取的定子电流频率幅值, 输出为两个标签值: 标签 1 表示发生故障, 标签 0 表示轴承运转正常。

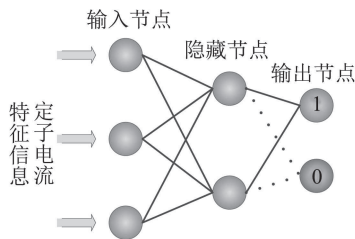


图 5 针对轴承故障诊断的 ELM 算法模型

Fig. 5 The model of ELM for bearing fault detection

### 5 仿真结果 (Simulation results)

本节给出采用上述方法进行轴承故障诊断的仿真

结果. 仿真实验将采用第 2 节涉及的感应电动机. 实验流程图参考图 6.

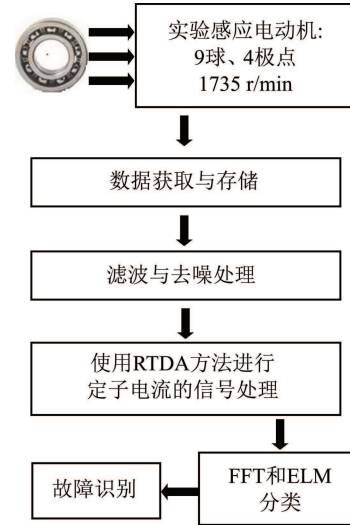


图 6 实验流程

Fig. 6 Schematic diagram of the work

#### 5.1 数据预处理 (Data preparation)

获取后的数据通过相关硬件进行存储. 考虑到高频噪声的影响, 低通滤波器将保留合适频率的信号. 本文的仿真实验涉及到 3 种电机的运行状态: 正常运行、半负载运行、电动启动. 在每种电机运行状态和每种轴承状况 (“健康” 或者 “故障”) 下分别采集 500 数据用于训练神经网络模型, 500 数据用于测试训练好的模型, 其数据总数为

$$(500 + 500) \times 2 \times 3 = 6000.$$

另外, 所采集的数据都先经过了标准化处理。

#### 5.2 ELM 算法的参数选择 (Parameter selection of ELM)

极限学习机是一个高性能的分类器, 对于基本的二值分类问题, 它可以迅速得到可靠结果. 据作者所知, 激活函数在神经网络中起到重要的作用, 而且种类很多. 图 7 使用 500 个采样数据在 4 个方面 (训练时间、测试时间、训练准确度、测试准确度) 给出了不同激活函数的仿真结果. 从图 7 中可以看出, sig 函数相比其他激活函数来说, 性能更加优越, 不仅所需时间少, 而且精度高。

ELM 算法中, 隐藏节点个数的选择截止到现在仍然是一个公开的问题. 尽管出现了很多研究结论, 但是大多数的实验结果仅仅满足实验室中进行. 隐藏节点的数量不合适将会导致欠耦合/过耦合的结论. 本文中, 作者采用文献 [20] 中 Feng 的方法来选择隐藏节点个数. 开始根据人为经验选择较少数量的隐藏节点, 基于最小误差原理, 逐渐增加节点数量, 直到输出误差达到容许范围之内. 同时, 输出权重也会迭代更新。

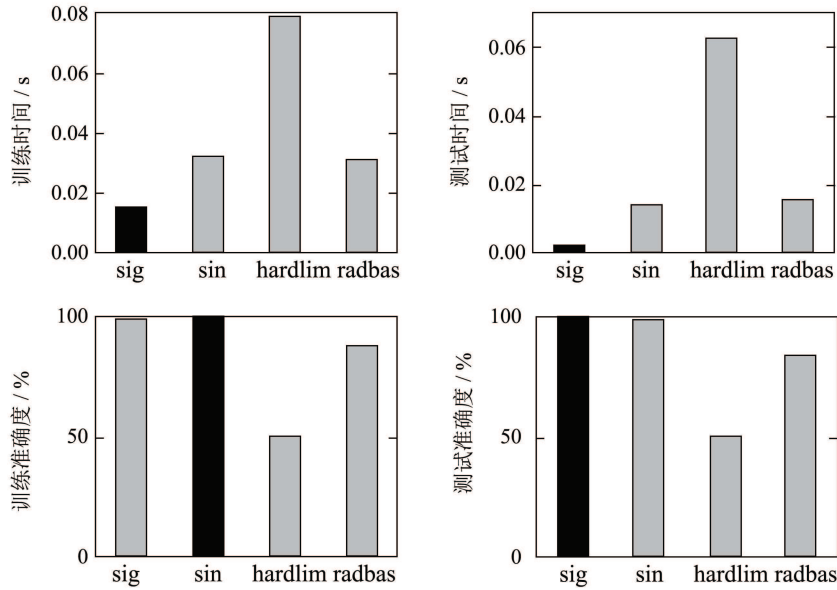
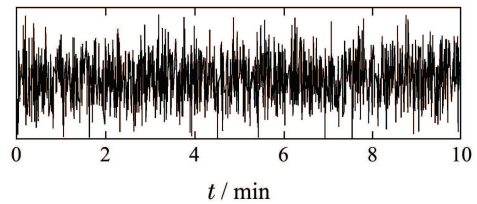


图7 ELM算法中激活函数的选择

Fig. 7 The choice of active function in ELM algorithm

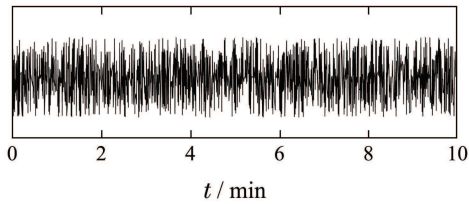
5.3 主要仿真结论(Main simulation results)

本小节给出了主要的实验仿真结果. 图8-9分别展示了在正常工况下, 发生外环和内环轴承故障时的定子电流信号. 为便于后续处理, 提取信号已经标量化. 图10则给出了相应的定子电流频谱信息. 指示线指向的点叫做关系点, 表示内外环的轴承故障将会相互影响, 这和作者先前的实验结果保持一致.

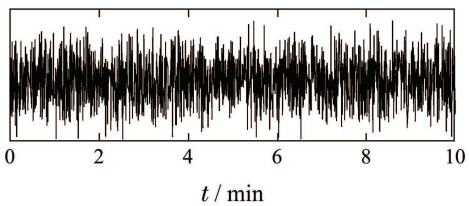


(b) 故障轴承

图9 正常工况下, 内环轴承故障的定子电流信号  
Fig. 9 Stator current extraction of inner bearings race defects under normal operation



(a) 正常轴承



(b) 故障轴承

图8 正常工况下, 外环轴承故障的定子电流信号  
Fig. 8 Stator current extraction of outer bearings race defects under normal operation

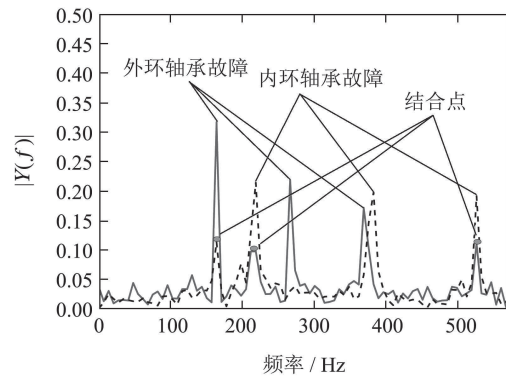
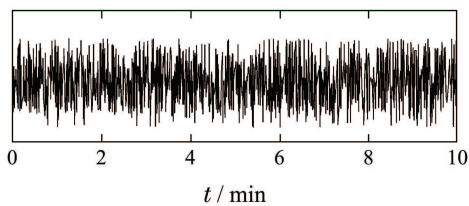


图10 正常工况下, 内外环轴承故障的定子电流频谱信号  
Fig. 10 Stator current spectrum feature of outer and inner bearings race defects under normal operation



(a) 正常轴承

表2是ELM算法在不同工况下的仿真结果. 从表2中可以看到, ELM算法能够在很短的时间内达到比较好的分类精度. 对于3种工况下的数据, 本方法均都能够准确地检测出轴承的故障. 表3指的是采用R-TDA算法的比较, 为了方便起见, 这里只考虑了正常工况. 作者改变了信号截取的长度, 分别取 $l = 10$ 和 $l = 20$ , 并且未采用RTDA算法进行轴承

故障诊断的结果也参与了比较.

从表3中可以看出, 本文的方法检测精度高, 鲁棒性强, 对于截断长度的影响不是很大, 而且相比未采用RTDA算法的仿真结果表现出卓越的优越性. 为了证明ELM算法优越的分类性能, 本文提出

的ELM算法将和经常使用在分类应用中的BP和SVM<sup>[4]</sup>算法进行比较. 同样实验仅仅使用正常工况下的数据. 从表4可以看出, ELM算法能够在很少的学习时间内得到比较高的分类精度. 这能够满足本文在线故障检测的要求.

表 2 针对轴承故障的ELM分类算法仿真结果

Table 2 Simulation results of classification using ELM for bearing fault detection

运行环境	轴承故障	训练精度/%			测试精度/%		
		正常轴承	故障轴承	总计	正常轴承	故障轴承	总计
正常工况	外环	96.78	96.22	96.50	99.11	98.89	99.00
	内环	94.66	94.82	94.74	98.04	97.77	97.91
半负载	外环	96.41	96.28	96.35	98.22	97.00	97.61
	内环	96.40	95.10	95.75	96.12	96.15	96.14
启动	外环	93.01	92.54	92.78	97.55	95.47	96.51
	内环	90.94	93.55	92.25	94.99	93.45	94.22

表 3 正常工况下采用R-TDA算法的比较

Table 3 Comparison results of RTDA under the normal operation condition

轴承故障	正常轴承/%			故障轴承/%			备注
	RTDA <sup>1</sup>	RTDA <sup>2</sup>	*	RTDA <sup>1</sup>	RTDA <sup>2</sup>	*	
外环	99.11	99.12	96.73	98.89	98.90	97.00	$l_1 = 10$
内环	98.04	98.04	95.27	97.77	98.02	95.98	$l_1 = 20$

表 4 不同分类器的比较结果

Table 4 Comparison results of different classifiers

	训练		测试	
	故障识别率/%	花费时间/s	故障识别率/%	花费时间/s
BP	91.42	10.8320	92.54	3.8355
SVM	94.21	3.2898	96.38	1.5527
ELM	96.50	0.0334	99.00	0.0086

## 6 结论(Conclusions)

感应电机轴承故障信号的获取在故障诊断中是非常重要的. 本文提出了一种改进的时域平均算法, 此算法能够分离故障信号, 使得故障特征的提取更加准确, 更加有针对性. 同时, 极限学习机被运用到故障的识别中, 在最终的故障检测上起到了很大的作用, 这是保证诊断能够在线实施的关键. 本文考虑了3种运行状态, 仿真结果均证明了此方案的有效性和稳定性.

另外, 极限学习机算法与其他常用的分类算法在分类能力上进行了比较, 实验结果证明了极限学习机算法在分类性能上表现优越, 能够满足在线故障检测的要求.

## 参考文献(References):

- [1] KIM K, PARIOS A G. Induction motor fault diagnosis based on neuropredictors and wavelet signal processing [J]. *IEEE/ASME Transactions Mechatronics*, 2002, 7(2): 201 – 219.
- [2] 于湘涛, 卢文秀, 褚福磊. 柔性形态滤波和遗传规划在电机轴承故障诊断的应用 [J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(9): 953 – 957. (YU Xiangtao, LU Wenxiu, CHU Fulei. Application of genetic programming and soft morphological filter to motor bearing fault diagnosis [J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(9): 953 – 957.)
- [3] SUBHASIS N, HAMID A, LI X D. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors — A review [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2005, 20(4): 719 – 729.
- [4] KONAR P, CHATTOPADHYAY P. Bearing fault detection of induction motor using wavelet and support vector machines (SVMs) [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(6): 4203 – 4211.
- [5] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics — A tutorial [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 485 – 520.
- [6] YAZICI B, KLIMAN G B, PREMERLANI, et al. An adaptive, on-line, statistical method for bearing fault detection using stator current [C] // *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*. New Orleans, LA: IEEE, 1997: 213 – 220.
- [7] CHEN S T, LIPO T A. Bearing current and shaft voltages of an induction motor under hard- and soft-switching inverter excitation [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1998, 34(5): 1042 – 1048.

- [8] ZHOU W, HABELTLER T G, HARLEY R G. Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 12(55): 4260 – 4269.
- [9] POYHONEN S, JOVER H. Signal processing of vibrations for condition monitoring of an induction motor [C] // *Control, Communications and Signal Processing, First International Symposium on Digital Object Identifier*. [s.l.]: [s.n.], 2004: 499 – 502.
- [10] LI X L. Detection of tool flute breakage in end milling using feed-motor current signatures [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2001, 6(4): 491 – 498.
- [11] LI B, CHOW M Y, TIPSUWAN Y, et al. Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2000, 47(5): 1060 – 1069.
- [12] TEOTRAKOOLL K, DEVANEY M J, EREN L. Bearing fault detection in adjustable speed drives via a support vector machine with feature selection using a genetic algorithm [C] // *IEEE International Conference on Instrumentation and Measurement Technology*. Victoria, BC: IEEE, 2008: 1129 – 1133.
- [13] BLÖDT M, GRANJON P, RAISON B, et al. Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring [J]. *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, 2008, 55(4): 1813 – 1822.
- [14] LAZZERINI B, VOLPI S L. Classifier ensembles to improve the robustness to noise of bearing fault diagnosis [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2013, 16(2): 235 – 251.
- [15] YILMAZ M S, AYAZ E. Adaptive neuro-fuzzy inference system for bearing fault detection in induction motors using temperature, current, vibration data [C] // *IEEE EUROCON 2009*. St-Petersburg: IEEE, 2009: 1140 – 1145.
- [16] LIU H X, ZUO H, JIANG C, et al. An improved algorithm for direct time-domain averaging [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2000, 14(2): 279 – 285.
- [17] 韩敏, 王新迎. 多元混沌时间序列的加权极端学习机预测 [J]. *控制理论与应用*, 2013, 30(11): 1467 – 1472.  
(HAN Min, WANG Xinying. Multivariate chaotic time series prediction based on weighted extreme learning machine [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(11): 1467 – 1472.)
- [18] HUANG G B, DING X, ZHOU H. Optimization method based extreme learning machine for classification [J]. *Neurocomputing*, 2010, 74(1/3): 155 – 163.
- [19] HUANG G B, ZHOU H M, DING X J, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2012, 2(42): 513 – 529.
- [20] FENG G R, HUANG G B, LIN Q P, et al. Error minimized extreme learning machine with growth of hidden nodes and incremental learning [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(8): 1352 – 1357.

### 作者简介:

**张海刚** (1989–), 男, 博士研究生, 目前研究方向是故障诊断、神经网络和容错控制, E-mail: zhang\_gang1989@126.com;

**尹怡欣** (1957–), 男, 教授, 目前研究方向为复杂系统建模与控制 and 流程工业自动化, E-mail: yyx@ies.ustb.edu.cn;

**祝乔** (1982–), 男, 副教授, 目前研究方向为非线性控制、迭代学习控制和高炉布料控制, E-mail: johnzon155@163.com;

**杨永亮** (1988–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为贝叶斯网络和故障诊断, E-mail: happyboyyl@163.com.