

基于 APSO-SSVM 的异步电动机转子故障诊断^{*}

郭家豪^{1,2}, 欧阳晖³, 刘振兴^{1,2}

- (1. 武汉科技大学 信息学科与工程学院, 湖北 武汉 430081;
2. 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 湖北 武汉 430081;
3. 武汉第二船舶设计研究所, 湖北 武汉 430064)

摘 要: 基于信号分析的异步电动机的转子断条与偏心故障诊断方法中, 常用传统的电机电流信号特征分析(MCSA)方法。由于采样频率偏低、强大的基波旁瓣效应等因素的影响, 会导致特征频率成分被淹没、难以量化故障程度等问题。因此, 提出了一种基于自适应粒子群优化逐序支持向量机(APSO-SSVM)的异步电动机故障诊断方法。首先, 利用经验小波变换(EWT)对原始信号进行滤波; 然后, 对滤波后的信号进行特征提取并输入到 SSVM 诊断模型中; 最后, 通过 APSO 算法确定各次序下 SVM 模型的最佳超参数, 从而实现转子断条数量的精确故障诊断。

关键词: 异步电动机; 经验小波变换(EWT)分解; 特征提取; 自适应粒子群优化逐序支持向量机(APSO-SSVM); 故障诊断

中图分类号: TM343 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2023)10-0091-09

doi: 10.12177/emca.2023.123

Rotor Fault Diagnosis of Asynchronous Motor Based on APSO-SSVM^{*}

GUO Jiahao^{1,2}, OUYANG Hui³, LIU Zhenxing^{1,2}

- (1. School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China;
2. Metallurgical Automation Research Center, Wuhan 430081, China;
3. Wuhan Second Ship Design and Research Institute, Wuhan 430064, China)

Abstract: The traditional method of motor current signal characteristic analysis (MCSA) is commonly used in the fault diagnosis of rotor broken bar and eccentricity of asynchronous motor based on signal analysis. Because of low sampling frequency, strong base bourbon effect and other factors will lead to the drowning of characteristic frequency components, difficult to quantify the fault degree and other problems. Therefore, a fault diagnosis method of asynchronous motor based on adaptive particle swarm optimization sequential support vector machine (APSO-SSVM) is proposed. Firstly, empirical wavelet transform (EWT) is used to filter the original signal; then, the feature extraction of the filtered signal is carried out and input into the SSVM diagnosis model; finally, the APSO algorithm is used to determine the optimal hyperparameters of the SVM model in each order, so as to achieve accurate fault diagnosis of the number of broken rotor bars.

Key words: asynchronous motor; empirical wavelet transform (EWT) decomposition; feature extraction; adaptive particle swarm optimization sequential support vector machine (APSO-SSVM); fault diagnosis

收稿日期: 2023-05-23; 收到修改稿日期: 2023-07-07

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(62273264); 国家自然科学基金青年项目(51907144)

作者简介: 郭家豪(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电机故障诊断。

刘振兴(1965—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电气设备状态监测与故障诊断。(通信作者)

0 引言

异步电动机作为现代电力传动系统的核心部件,广泛应用于工业、国防等领域。对异步电动机进行在线故障诊断和及时检修电机重要元件,在提高系统稳定性和减少经济损失方面具有重要意义^[1]。在感应电机中,转子断条故障约占故障的5%~10%,断裂导条上出现的过大电流会损坏其他部件造成电机停转,进而对整个电力结构造成极大破坏甚至导致人员伤亡。因此异步电机转子故障诊断方法的研究一直是故障诊断领域的热点^[2]。

电机电流信号特征分析(MCSA)作为诊断电机故障的标准方法,通过对定子电流频谱中表现为 $(1 \pm 2ks)$ (s 为异步电机的转差率; f 为电源的频率; $k=1, 2, \dots$) 的频率成分进行检测来确定断条故障特征^[3]。故障特征频率取决于电机的转差率,其会随着电机负载的波动而发生变化从而造成故障特征频谱振荡,故障特征受到主频淹没变得难以检测。为了消除噪声及主频的影响,文献[4]通过经验模态分解(EMD)对定子电流提取模态分量并重构,经希尔伯特变换(HHT)解调,实现故障频率的准确分辨。文献[5]通过小波变换,将定子电流信号分解为近似系数和细节系数,通过对细节系数的分析发现平均偏差与故障程度成正比,实现故障检测并划分故障严重程度。文献[6]将定子电流信号直接输入到卷积神经网络中,构建了一种端对端的故障学习模型,达到对故障特征的准确分类。然而,这些诊断方法在应用中都存在一些缺陷:EMD算法在信号分解和滤波中存在着模态混叠现象,导致不同的时间特征成分存在于一个本征模态分量中,使得HHT的模态选择和频谱分析变的困难;小波变换和分解的效果很大程度上取决于小波母函数的选择,以及分解层数的确定,这种选择取决于实际的应用场景;卷积神经网络的端对端故障诊断模型的网络结构参数确定困难,模型训练依赖于庞大的数据驱动。

支持向量机(SVM)作为解决分类问题的有力工具,其通过在高维或无限维空间中构造一个或多个超平面,来划分数据样本。为了发挥 SVM

小样本数据分类精度高、诊断速度快的优点,并且克服 SVM 数据特征选取困难和超参数难以确定的缺点,本文将 SVM 分类模型和自适应粒子群优化(PSO)算法相结合,提出了一种适用于异步电机断条故障诊断的自适应粒子群优化逐序支持向量机(PSO-SSVM)的诊断方法。核心思路是:利用经验小波变换(EWT)的自适应低通滤波性能滤除定子稳态电流中的各种噪声和高次谐波,将故障分析限定于反映故障特征的单分量信号;然后通过对稳态电流信号进行周期截断,得到训练集和测试集的样本和标签,并在时域对样本进行特征提取,通过特征重要性排序,筛选出影响模型分类结果中占权重大的特征;最后将特征提取后的信号样本导入 SSVM 模型进行训练,使用 PSO 算法确定最佳超参数,得到转子断条故障分类模型。相比于现有方法[4-6],本文所提方法用 EWT 进行滤波处理无需设置参数,能有效抑制模态混叠,自动进行时频分解。同时 PSO-SSVM 分类模型不需要依赖于大量的数据样本,筛选后的特征清晰,超参数自适应确定,模型分类精度高。

1 问题和算法描述

1.1 电机稳态下的转子断条故障特征

假设异步电机由理想的三相电源供电, a、b、c 三相电流 $i_a(t)$ 、 $i_b(t)$ 、 $i_c(t)$ 表达式为

$$\begin{cases} i_a(t) = I_m \cos(\omega t), \\ i_b(t) = I_m \cos(\omega t - 2\pi/3), \\ i_c(t) = I_m \cos(\omega t + 2\pi/3). \end{cases} \quad (1)$$

式中: I_m 为电路基波分量的最大值; ω 为基波角频率, $\omega = 2\pi f$ 。

当电机发生断条故障时,定转子之间的气隙磁场会发生畸变,原本稳定的正弦定子电流信号就会感应出一系列故障谐波分量 $(1 \pm 2ks)f$, $k=1, 2, 3, \dots$ 。 $(1 \pm 2ks)f$ 为分布在基频周围的故障边频量。此时,定子三相电流 $i_{af}(t)$ 、 $i_{bf}(t)$ 、 $i_{cf}(t)$ 仍然对称,分别是由其故障谐波所调制而成的多频率信号。在故障诊断中常取 $k=1$ 时的左右边频带谐波频率 $(1 \pm 2s)f$ 来识别断条故障,当只考虑电源频率 f 和 $(1 \pm 2s)f$ 的频率分量时,定子电流断条故障的数学模型为^[7]

$$\begin{cases} i_{af}(t) = I_m \cos(wt) + I_1 \cos[(1-2s)wt - \varphi_1] + \\ I_r \cos[(1+2s)wt - \varphi_r] + I_n, \\ i_{bf}(t) = I_m \cos(wt - 2\pi/3) + \\ I_1 \cos[(1-2s)wt - 2\pi/3 - \varphi_1] + \\ I_r \cos[(1+2s)wt - 2\pi/3 - \varphi_r] + I_n, \\ i_{cf}(t) = I_m \cos(wt + 2\pi/3) + \\ I_1 \cos[(1-2s)wt + 2\pi/3 - \varphi_1] + \\ I_r \cos[(1+2s)wt + 2\pi/3 - \varphi_r] + I_n. \end{cases} \quad (2)$$

1.2 APSO 算法原理

PSO 算法是一种基于种群优化的进化算法,在寻找最优解的过程中,每个粒子都存在个体行为和群体行为^[8]。在算法迭代过程中,每个粒子沿着其最优解和群体中全局最优位置的方向移动。每个粒子计算自己的速度并在每次迭代中更新位置。假设 $p_{i,j}$ 代表第 i 个粒子所遇到过的自身最佳位置, $p_{g,j}$ 代表当前所有粒子中所挑选出的全局最佳位置, t 代表迭代的次数。则第 i 个粒子在第 j 维空间中的第 t 次迭代的运动速度可以表示为^[9]

$$\begin{aligned} v_{i,j}(t) = w \times v_{i,j}(t-1) + c_1 r_1 \times \\ [p_{i,j} - x_{i,j}(t-1)] + c_2 r_2 \times [p_{g,j} - x_{i,j}(t-1)] \end{aligned} \quad (3)$$

式中: w 为粒子飞行速度中的惯性权重; c_1 、 c_2 分别为(0,2)区间取值的个体和社会学习因数; r_1 、 r_2 分别为两个相互独立的取值范围在[0,1]的随机数。

粒子的位置更新由以下式子表示:

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \quad (4)$$

APSO 算法是对 PSO 算法中粒子速度更新公式下的权重 w 进行了改进,因为权重较大利于全局搜索,权重较小利于局部搜索。PSO 算法中的惯性权重是定值,随着迭代次数的增加,问题的求解细节会相应发生变化,固定的权重在整体求解过程中存在不少缺陷,因此引入基于适应度和迭代次数相关的变动权重,以动态适应求解流程^[10]。在求解最大值问题中惯性权重第 i 个粒子在第 j 维空间中权重 w_i^j 的计算式如下所示:

$$\begin{cases} w_{\max} - \frac{t}{T}(w_{\max} - w_{\min}), f(x_i^t) < f_{\text{average}}^t \\ w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \frac{f_{\max}^t - f(x_i^t)}{f_{\max}^t - f_{\text{average}}^t}, f(x_i^t) \geq f_{\text{average}}^t \end{cases} \quad (5)$$

式中: $w_{\min}$ 和 $w_{\max}$ 分别为预设的最小与最大惯性系数,一般 $w_{\min}$ 取 0.4, $w_{\max}$ 取 0.9; T 为最大迭代次数; f_{average}^t 为第 t 次迭代的所有粒子的平均适应度; $f_{\max}^t$ 为第 t 次迭代时所有粒子的最大适应度。

适应度越大,说明距离最优解越近,此时更需要局部搜索;适应度越小,说明距离最优解越远,此时更需要全局搜索。与基本粒子群算法相比,现在粒子的惯性权重是动态更新的,且与迭代次数和每个粒子的适应度都有关。

1.3 SSVM 分类模型

SVM 的基本原理简要介绍如下,给定样本和标签对的训练集 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, m$, 其中 $x_i \in R^n$, 且 $y_i \in \{+1, -1\}$, 考虑由 (w, b) 定义的超平面, w 是权重向量, b 是偏置, 可用以下函数对 x 进行分类^[11]。

$$f(x) = \text{sign}(wx + b) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i (x_i, x) + b\right) \quad (6)$$

在实践中,数据通常不是线性可分的。然而,仍然可以通过将数据点通过非线性映射变换到另一个更高维空间(特征空间)来实现线性模型,使得数据点线性可分。该映射由核函数 K 完成。

SVM 的非线性决策函数由以下函数给出:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right) \quad (7)$$

式中: $K_i(x_i, x)$ 为核函数,常用的是高斯径向基核函数(RBF),其分类效果好,具有平滑性和局部性的特点,可以有效地避免过拟合和欠拟合的问题^[12]。

RBF 的超参数 γ 和惩罚因子 C 都影响着分类精度。图 1 展示了在二分类问题中采用 RBF 时不同的 γ 和 C 对超平面的形成以及分类准确性的影响。

由图 1 可以看出, γ 越大,高斯图形越窄,模型复杂度越高,容易导致过拟合; γ 越小,高斯图形越宽,模型复杂度越低,容易导致欠拟合^[13]。

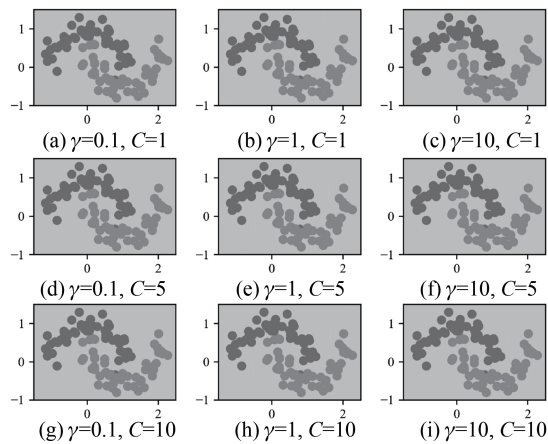


图1 不同超参数对 SVM 分类的影响

在 SVM 分类模型中,要使决策边界能够忍受小部分误差,从而提升泛化能力,因此惩罚系数 C 是用来惩罚 SVM 对最大边际的追求,从而在正确分类和最大化边际两个目标中找到一个最佳平衡点。

表 1 不同超参数下的 SVM 分类精度

参数	$C=1$	$C=5$	$C=10$
$\gamma=0.1$	0.87	0.88	0.91
$\gamma=1$	0.96	0.99	0.98
$\gamma=10$	0.99	0.99	1.0

由以上分析可知,要使模型能够达到最佳的分类精度,故障检测能够更准确,SVM 参数的选择是很重要的。而基于 APSO 优化的 SVM 分类模型,可以自主确定使模型表现效果最佳的 γ 参数和惩罚因子 C ,实现断条故障的精确诊断。

SSVM 模型是在 SVM 的基础上提出的逐序分类模型,其思路是对于多分类问题,将其依次拆解为多个二分类问题,在每次二分类的 SVM 模型中,均使用 APSO 算法来寻找最佳超参数,依次来增强模型的泛化能力、提高分类精度。其流程图如图 2 所示。

2 基于 APSO-SSVM 的转子断条故障诊断方法

故障诊断流程主要包括数据采集、数据滤波、特征提取和故障分类四个部分,原理框图如图 3 所示。为证明本文所提方法的鲁棒性和泛化性,

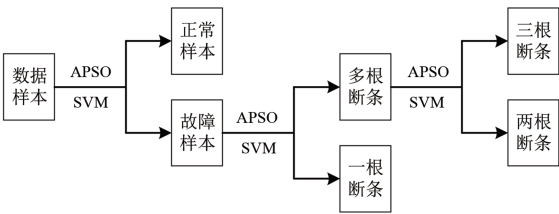


图 2 SSVM 分类模型流程图

先对电机进行有限元建模分析,获取不同负载下的断条故障数据,再用 APSO-SSVM 方法对故障进行分类。

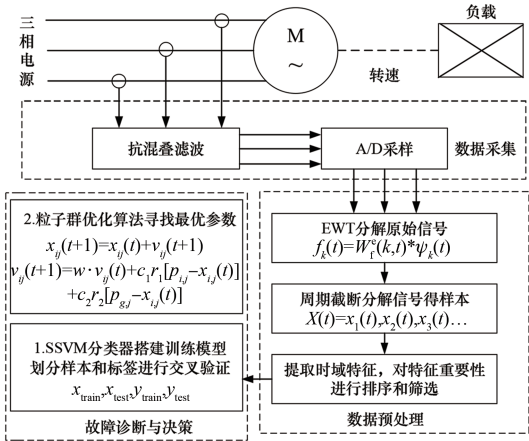


图 3 故障诊断原理框图

数据预处理采用 EWT 算法对原始信号进行滤波降噪,并对滤波之后的信号进行周期截取获得样本,最后对每一类样本点进行特征提取和特征筛选。特征提取的作用主要是降低信号的维度,提取能够代表原信号特征的时域量,通过随机森林算法筛选出最能决定分类精度的优良特征量。最后通过搭建试验平台对所提方法进行验证。

2.1 基于 ANSYS 的电机有限元仿真

本文采用 ANSYS 中的 Maxwell 2D 仿真,构建了鼠笼式异步电机的有限元模型,其具体步骤如下:

(1) 在 RMxpert 中设置电机基本参数

Maxwell 提供构建鼠笼异步电机 2D 有限元模型的工具,首选的方法是利用 RMxpert 异步电机模型进行自动转换。相关电机参数见表 2。

(2) 在 Maxwell 2D 中设置转子断条故障

当鼠笼式异步电机遭遇转子导条断裂时,可以将断裂位置视为电路的开路。在未发生故障的

正常情况下,转子导条材料的电导率通常为 $2.3 \times 10^7 \text{ s/m}$ 。为了精确地模拟转子断条的故障情况,设定断条的电导率为 20 s/m ,这等效于在断条处引入了极大的电阻。图 4 为已标注故障断条位置的电机的 Maxwell 2D 模型。仿真设置了四种运行状态,分别为正常状态以及具有 1 根、2 根和 3 根断条的故障状态。

表 2 电机各项参数

参数名称	参数值
额定功率/kW	11
额定电压/V	380
额定转速/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	1460
定子外径/mm	260
定子内径/mm	170
定子材料	D23_50
定子槽数	36
转子外径/mm	260
转子内径/mm	170
转子材料	D23_50
转子槽数	26
转轴长度/mm	155
绕组接线方式	Delta
叠片系数	0.95
杂散损耗系数	0.02
摩擦损耗/W	130
风耗/W	30

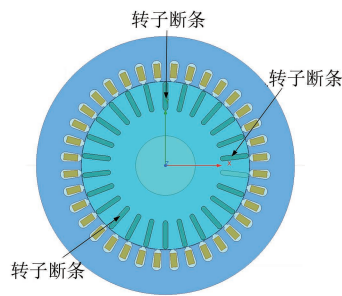


图 4 电机 Maxwell 2D 模型

(3) 设置运行条件

将电机在上述四种故障状态下运行,运行的载荷条件分为三种,分别是轻载 $40 \text{ N} \cdot \text{m}$ (转速 $1\,480 \text{ r/min}$),额定负载 $72 \text{ N} \cdot \text{m}$ (转速 $1\,460 \text{ r/min}$),重载 $106 \text{ N} \cdot \text{m}$ (转速 $1\,440 \text{ r/min}$),其中额

定负载下对应的 1 根断条的时域波形图如图 5 所示。

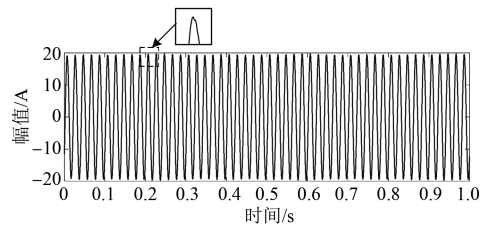


图 5 定子 A 相电流时域波形图

在 ANSYS 有限元仿真下,不同负载和故障下电机稳态运行的时间均为 1 s ,采样频率为 10 kHz 。以上分析均以额定负载条件下,一根断条故障的定子 A 相电流为例。

2.2 基于 EWT 的信号分解

EWT 的分解思路是通过信号的频谱进行分段划分,构建合适的小波滤波器组,对信号进行分解。经验小波是定义在区间 Λ_n 上的带通滤波器组,利用范数不等式和 Meyer 小波的思想进行设计。傅里叶变换的整个支撑区间可由 Λ_n 划分为^[14]

$$\begin{cases} \Lambda_n = [w_{n-1}, w_n], n = 1, 2, \dots, N \\ \sum_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi] \end{cases} \quad (8)$$

根据上述滤波器的构造方法,只考虑 $[0, \pi]$ 的支撑区间,可建立第一个区间为尺度函数确定的滤波器,其他区间为经验小波函数确定的滤波器组,并以此为基础进行 EWT。借鉴经典小波变换的思路,细节系数为^[15]

$$\begin{aligned} W_f^n(n, t) &= \langle F, \Psi_n \rangle = F^{-1} [f(\omega) \overline{\Psi_n(\omega)}] = \\ &= \int f(\tau) \overline{\Psi_n(\tau - t)} d\tau \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $\Psi_n(\omega)$ 为经验小波函数; $\varphi_n(\omega)$ 为经验尺度函数。

逼近系数 $W_f^n(0, t)$, 由经验尺度函数 φ_1 与信号 $f(t)$ 内积产生,可写成:

$$\begin{aligned} W_f^n(0, t) &= \langle f, \varphi_1 \rangle = F^{-1} [f(\omega) \overline{\varphi_1(\omega)}] = \\ &= \int f(\tau) \overline{\varphi_1(\tau - t)} d\tau \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\Psi_n(\omega)$ 和 $\Phi_n(\omega)$ 分别为 $\Psi_n(t)$ 和 $\varphi_n(t)$ 的傅里叶变换。

傅里叶逆变换记为 $F[\cdot]$ 和 $F^{-1}[\cdot]$, 由此信

号 $f(t)$ 的重构表达式为^[16]

$$f(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^s(n, t) * \varphi_n(t) = \\ (W_f^s(0, \omega) \phi_1(\omega) + \sum_{n=1}^N W_f^s(n, \omega) \varphi_n(\omega)) \quad (11)$$

EWT 通过设计合适的小波滤波器库提取信号的不同模式, 信号 $f(t)$ 分解得到的频率由低到高的调幅-调频单分量成分为 $f_k(t)$ ($k = 1, 2, 3, \dots$), 则:

$$\begin{cases} f_0(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) \\ f_k(t) = W_f^e(k, t) * \psi_1(t) \end{cases} \quad (12)$$

EWT 分解会减少产生任何形式的无效分量, 对于给定的信号 $x(t)$ 其表达式如式(13)所示:

$$x(t) = y(t) + n(t) \quad (13)$$

式中: $y(t)$ 为频率 50 Hz 时的低频正弦信号; $n(t)$ 为高频噪声信号; $x(t)$ 为两者信号的时域叠加。

信号分解的目的在于将不同频率段的信号分离以便于提取所需要的部分, 原始故障信号经过 EWT 分解结果如图 6 所示。

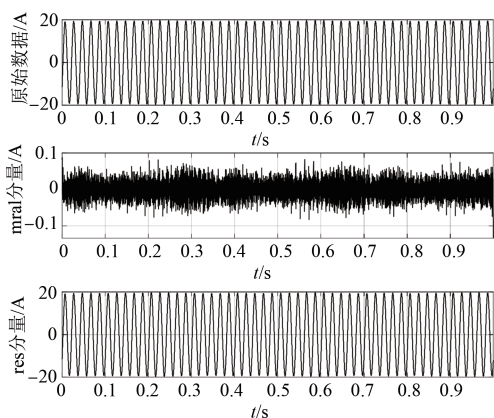


图 6 EWT 分解信号

图 6 中, mra1 分量是原始信号中所带的噪声部分, res 分量是经去除高次谐波后的稳定信号, 可以看出去噪后的信号没有发生模态混叠。

对分解后的信号进一步做频谱分析如图 7 所示, 发现高频噪声均被分离, 且 EWT 没有损失主频附近的故障频率, 保留了故障特征。

2.3 时域特征提取与分析

在使用 SVM 分类器进行分类之前, 需要再对数据进行划分。如图 8 所示对定子电流信号进行周期截断, 以每 200 个信号点为一个周期, 一个周

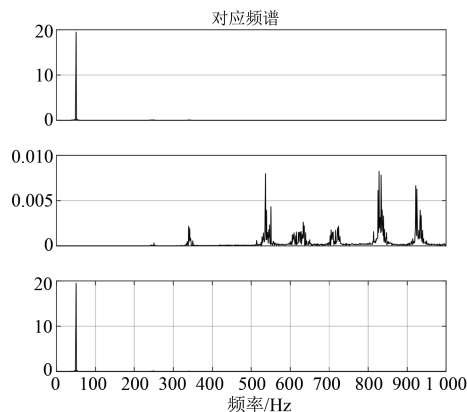


图 7 EWT 分解信号的频谱图

期的数据即为一个样本点, 周期截取之间无间隔。

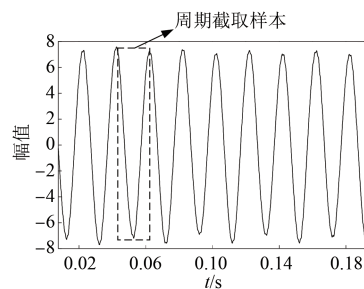


图 8 时域信号的周期截取

输入每一个周期样本记为 $x_i, i = 1, 2, \dots, m$, 其中 m 为样本总数。每一类别的样本标签记为 y_i, k 为分类的类别数。对样本进行时域特征量提取, 提取 10 个时域特征, 分别是单个样本的最大值 (max), 最小值 (min), 平均值 (me), 峰峰值 (pk), 整流平均值 (av), 方差 (va), 标准差 (st), 偏度 (sk), 均方根 (rm) 和峰值因子 (C)。使用随机森林策略对样本重要性进行比较, 结果如图 9 所示。

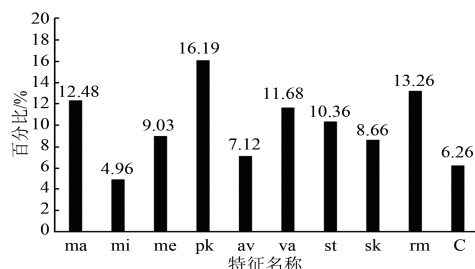


图 9 特征重要性直方图

由图 9 可以筛选出占比相对较高的特征, 考虑 SVM 分类的准确性, 并不是特征维度越高越好, 因此本文选择前六个特征输入到 SVM 模型中。

2.4 APSO 优化 SSVM

APSO 算法的目的就是为了找到 SVM 中的两个最优超参数惩罚系数 C 和高斯径向基的自带参数 γ , 从而使模型的分类精度达到最高。在划分正常样本和故障样本的 SVM 模型中粒子的探寻轨迹如图 10 所示。

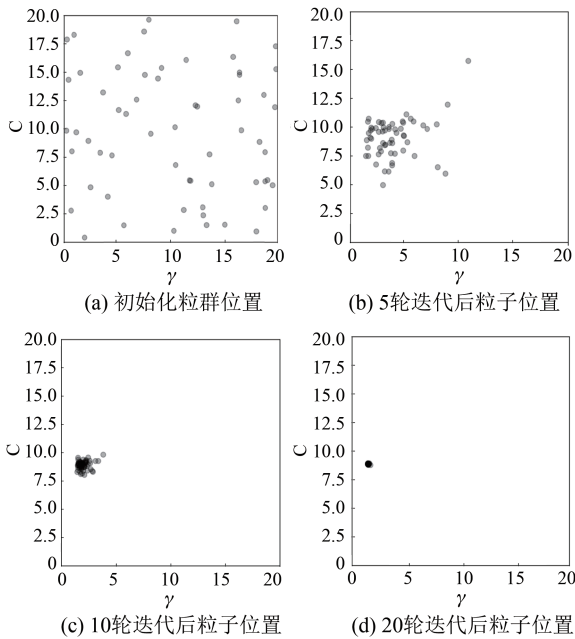


图 10 粒子群迭代位置变化

在进行算法迭代中, 初始粒子群数目为 60, 粒子群迭代二十轮, 初始速度和位置均为随机初始化。

在训练过程中通过观察粒子的适应度变化来判断模型的收敛速度, 适应度 $f(x)$ 在故障诊断模型中定义为模型分类的准确率, 其由式 (14) 所示:

$$f(x) = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \tag{14}$$

式中: TP 为被正确预测的正例个数; TN 为被正确预测的反例个数; FP 为被错误预测的正例个数; FN 为被错误预测的反例个数。

迭代过程中的粒子平均适应度随迭代次数的变化如图 11 所示。由图 11 可知, 在初始粒子数目和迭代次数相同的情况下 APSO 在迭代在第 6 轮之后粒子就已经找到了全局最优值点, 而 PSO 在迭代 17 轮之后才能找到最佳模型参数。可见, APSO 的收敛速度更快, 不易陷入局部最小值, 稳定性更好。

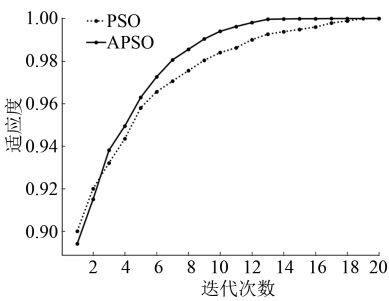


图 11 粒子群迭代适应度变化

对 ANSYS 仿真下, 电机的不同负载条件下的故障特征进行上述诊断步骤进行故障样本和正常样本的第一轮分类, 其相对应的分类精度和算法平均迭代次数如表 3 所示。

表 3 分类精度和迭代次数			
载荷	PSO	APSO	精度/%
轻载	18	14	99.8
额定负载	18	12	100
重载	17	12	100

由表 3 可知, 基于 APSO-SVM 的算法, 收敛速度更快, 并且寻找的最优参数使得 SVM 分类器在不同负载条件下, 均能实现断条故障的准确分类。

3 试验结果分析

3.1 试验装置

试验系统主要由电源、试验电机和数据采集器等组成, 如图 12 所示。试验过程为在正常状态下对电机进行稳态信号采样, 再将电机的转子分别打断为 1 根、2 根和 3 根, 并依次收集断条定子电流数据。电机的型号和铭牌参数如表 4 所示。数据采集板由调理电路和 DSP 数据采集卡构成。试验过程中, 采样频率为 10 kHz, 采样时间为 1 s。

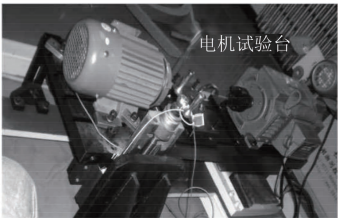


图 12 电机试验台

表 4 试验电机参数

参数名称	参数值	参数名称	参数值
额定功率/kW	2.2	额定转速/(r·min ⁻¹)	1 440
额定电压/V	380	频率/Hz	50
额定电流/A	5.0	极对数	2

3.2 试验结果分析

根据 2 所述的诊断步骤,对 EWT 降噪分解后的样本进行周期截断,共计 200 个样本数据。其中,故障类型分为 4 类,分别是正常状态、1 根断条、2 根断条和 3 根断条。每种故障类型样本数为 50,按 7:3 的比例进行训练集和测试集划分,然后导入 APSO-SSVM 分类模型中进行训练,得到验证结果的混淆矩阵如图 13 所示。

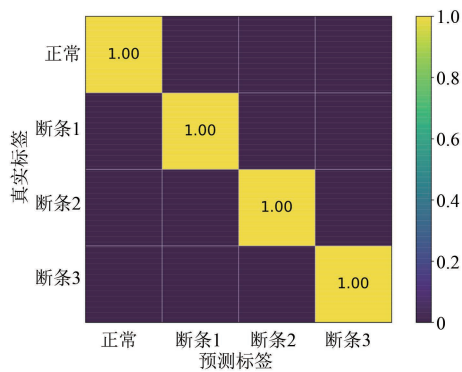


图 13 预测结果的混淆矩阵

相比于其他的 SVM 智能优化算法,本文做了相应的消融试验进行对比,来进一步验证所提 APSO-SSVM 模型分类的精确性,结果如表 5 所示。表 5 中的 APSO-SSVM 为四轮逐次分类的平均迭代次数。

表 5 各模型分类效果对比

模型	准确率/%	召回率/%	迭代次数
SVM	91.0	91.8	-
PSO-SVM	98.5	98.9	17
APSO-SSVM	100	100	11

由表 5 的分类结果可知,APSO-SVM 算法的分类精度最高达到 100%,而且迭代速度相比 PSO 算法更快,说明了 EWT 滤波后的信号提取时域特征的有效性,以及 APSO-SSVM 故障诊断模型对实际电机断条故障分辨的准确性和实用性。

4 结 语

基于传统频谱分析的 MCSA 电机故障诊断,无法检测出转子的断条数目和故障类型,而且原始的信号往往掺杂大量的噪声和高次谐波干扰,这对于不同种类的故障识别是不利的。EWT 可以自适应的滤除高次谐波和噪音,得到平稳的定子电流信号。通过对样本信号进行时域特征提取以及特征重要性筛选,可以找出影响故障分类的决定性因素,并且避免了频谱分析中高次谐波和边频带的干扰。将提取到的时域特征用于小样本数据驱动的 SSVM 分类模型,并采用改进的 APSO 算法来优化 SSVM 的超参数,加快了参数寻优的迭代过程,最终实现对转子断条数量的高精度诊断。模型提取出的特征对于定子电流信号的故障诊断具有普适意义,为进一步研究信号的故障诊断方法提供了重要的参考。

【参考文献】

[1] 吴国沛,余银犬,涂文兵. 永磁同步电机故障诊断研究综述[J]. 工程设计学报, 2023, 28(5): 548-558.

[2] 霍浩,马天龙,李宁瑞. 基于贝叶斯与深度学习结合的变压器故障诊断[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 5(22): 1-8.

[3] ZHUO L, ZHANG X F, H M, et al. Motor fault diagnosis based on scale invariant image features[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(3): 1605-1617.

[4] BILAL D E C, AZEDDINE B, MOSTEFA T. An automatic diagnosis of an inverter IGBT open-circuit fault based on HHT-ANN [J]. Electric Power Components and Systems, 2020, 48(6): 589-602.

[5] BELKACEMI B, SAAD S, GHEMARI Z, et al. Detection of induction motor improper bearing lubrication by discrete wavelet transforms (DWT) decomposition [J]. Instrumentation Measure Metrologie, 2020, 19(5): 347-354.

[6] VALTIERRA-RODRIGUEZ M, RIVERA-GUILLEN J R, BASURTO-HURTADO J A, et al. Convolutional neural network and motor current signature analysis during the transient state for detection of broken rotor bars in induction motors [J]. Sensors, 2020, 20(13): 3721-3741.

- [7] 贾朱植, 祝洪宇, 杨理践, 等. 鼠笼电机起动暂态转子断条 Wigner-Ville 分布诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2018, 22(7): 69-77.
- [8] RAFIA N T, ALEXANDER E, KIM J M. Bearing fault diagnosis of induction motors using a genetic algorithm and machine learning classifiers [J]. Sensors, 2020, 20(7): 1884-1902.
- [9] ANURAG C, DEEPAM G, SHIMI S L. Infrared thermography-based fault diagnosis of induction motor bearings using machine learning[J]. Sensors, 2020, 21(2): 1727-1734.
- [10] SHAO S Y, SUN W J, YAN R Q. A deep learning approach for fault diagnosis of induction motors in manufacturing [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(6): 1347-1356.
- [11] XUE S H, TAN J P, SHI L X, et al. Rope tension fault diagnosis in hoisting systems based on vibration signals using EEMD, improved permutation entropy, and PSO-SVM [J]. Entropy, 2020, 22 (2): 209-227.
- [12] 李淑锋, 李加, 张玉峰, 等. 基于粒子群优化的支持向量机停电预测研究[J]. 南京理工大学学报, 2022, 46(4): 460-466.
- [13] 蒋波涛, 张博, 黄新波. 基于支持向量机的电机故障诊断方法综述[J]. 微电机, 2018, 51(7): 58-61+67.
- [14] DU J L, LIU Y Y, YU Y N, et al. A prediction of precipitation data based on support vector machine and particle swarm optimization (PSO-SVM) algorithms [J]. Algorithms, 2017, 10(2): 57-71.
- [15] 乔志城, 刘永强, 廖英英. 改进经验小波变换与最小熵解卷积在铁路轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(2): 81-90.
- [16] 朱朋, 裴雪武, 周祖清. 改进 EWT 降噪与快速谱相关的滚动轴承早期故障诊断[J]. 机床与液压, 2022, 50(18): 158-164.

[期刊简介]

《电机与控制应用》(原《中小型电机》)创刊于 1959 年,是经国家新闻出版总署批准注册,由上海电器科学研究所(集团)有限公司主办的具有专业权威的电工技术类科技期刊。

期刊定位于电机、控制和应用三大板块,以中小型电机为基础,拓展新型的高效节能和微特电机技术,以新能源技术和智能控制技术引领和提升传统的电机制造技术为方向,以电机系统节能为目标开拓电机相关应用,全面报道国内外的最新技术、产品研发、检测、标准及相关的行业信息。

本刊每月 10 日出版,国内外公开发售,邮发代号 4-199。在半个多世纪的岁月中,本刊为我国中小型电机行业的技术进步与发展做出了巨大的

贡献,在中国电机及其应用领域享有很高的声誉。

依托集团公司雄厚的技术实力和广泛的行业资源,《电机与控制应用》正朝着专业化品牌媒体的方向不断开拓创新,得到了业内人士的普遍认可,备受广大读者的推崇和信赖,多次被评为中文核心期刊、中国科技核心期刊、全国优秀科技期刊。近年还被 JST 日本科学技术振兴机构数据库(日)和 Pж(AJ)文摘杂志(俄)等国外数据库收录。为及时刊载上述技术领域的最新研究动态,推广研发成果,推动研究与应用的紧密结合,欢迎各高校相关课题组及团队和科研技术人员等向本刊投稿,本刊不收取任何版面费或审稿费等费用!

《电机与控制应用》官网: <http://www.motor-abc.cn/djykyz/home>。