

# 基于EEMD模糊熵和支持向量机的 轴承故障诊断方法

王潇桐

(华北电力大学国际教育学院, 北京 102206)

**摘要:** 电动机轴承的振动信号具有不平稳、非线性和高噪声等特点。在轴承故障的情况下, 通过原始信号或部分时域特征参数不易准确判断故障位置。为解决此问题, 在考虑时域特征的基础上, 进一步通过集成经验模态分解 (EEMD) 和模糊熵进行特征参数提取。将轴承在正常、内滚道故障、滚动体故障以及外滚道的三个方向故障状态下的振动信号通过集成经验模态分解和计算模糊熵的方法提取信号特征, 并与时域特征相结合得到 10 维特征向量。使用支持向量机 (SVM) 分类方法对所提取特征进行训练, 最终得到可用于电动机轴承故障诊断的模型。比对发现, 经特征提取后的模型训练速度和准确率均有较大提升, 表明此方法对电动机轴承故障诊断是有效的, 并为电气设备的故障诊断提供一种新思路。

**关键词:** 集成经验模态分解; 模糊熵; 特征提取; 支持向量机

## Bearing fault diagnosis method based on EEMD fuzzy entropy and support vector machine

WANG Xiaotong

(International Education Institute of North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** The vibration signals of motor bearings are characterized by unstable, nonlinear and high noise. In the case of bearing failure, it is not easy to accurately determine the fault location by the original signal or part of the time-domain feature parameters. To solve this problem, feature parameters are further extracted by ensemble empirical modal decomposition and fuzzy entropy on the basis of considering time-domain features. The vibration signals of bearings in normal, inner raceway fault, rolling element fault and outer raceway fault states in three directions are extracted by ensemble empirical modal decomposition and calculating fuzzy entropy, and combined with time-domain features to obtain 10-dimensional feature vectors. The support vector machine classification method is used to train the extracted features and finally obtain a model that can be used for motor bearing fault diagnosis. It is found that the training speed and accuracy of the model after feature extraction are greatly improved, which indicates that this method is effective for motor bearing fault diagnosis and provides a new idea for fault diagnosis of electrical equipment.

**Key words:** ensemble empirical mode decomposition; fuzzy entropy; feature extraction; support vector machine

## 0 引言

电动机在生产生活中应用广泛, 电动机轴承

在工作中运行环境多变, 易于受损, 其故障情况具有不确定性, 对工业生产甚至电力系统稳定运

行产生严重影响,而故障诊断模型可在故障早期通过轴承的振动信号发现故障,避免隐患发展为严重事故,因而对电动机轴承故障诊断的研究具有重要意义。

信号特征提取方法与模型训练方法的选择对故障诊断模型的准确度与实际应用价值有重要影响。文献[1]利用小波包多分辨率分析法对振动信号进行多层分解及重构,并优化SVM参数,得到了预期的诊断效果。文献[2]提出了一种PCA特征提取方法,将电动机原始振动信号分段后分别提取时域特征和数学统计特征,之后使用主成分分析法对特征信号进行降维,得到二维特征应用于故障诊断。文献[3]采用EEMD方法将振动信号分解为本征模态函数(IMF)分量,并对其进行重构,获得特征信息应用于异步电动机的故障诊断。文献[4]提出基于改进的固有时间尺度分解和模糊熵输入随机森林模式识别的滚动轴承故障诊断方法,能较为有效地进行轴承故障诊断。

基于前人研究成果,本文提取EEMD和模糊熵共同用于轴承故障信号的特征,并与时域特征相结合,使用SVM进行故障诊断模型的训练。

## 1 方法原理

### 1.1 集成经验模态分解原理

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)是一种非平稳信号分析方法,可将信号 $x(t)$ 分解为一系列不同的本征模态分量,即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

式中,  $\text{IMF}_i(t)$  为经过经验模态分解后的第  $i$  个 IMF;  $r_n(t)$  为信号分解后的残余分量。

由EMD分解得到的IMF在一定程度上可以体现信号在不同尺度上的特征,但不同IMF与不同尺度之间存在模态混合,无法得到某一尺度下的单一特征。文献[5]对EMD进行改进,提出集成经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD),即将白噪声引入原始信号,使其具有更完善的尺度,利于信号特征分离到不同参

考尺度上,避免了模态混合。

EEMD的整体思想为:多次在原始信号中加入不同幅值的白噪声,利用EMD分解得到一系列IMF和残余分量,对每一个尺度下的IMF求平均值,得到该尺度下EEMD分解结果。

EEMD分解过程如下:

1) 输入原始信号 $x(t)$ , 设定EEMD平均次数 $H$ 。

2) 将 $H$ 组一定幅值正态分布的白噪声加入原始信号, 即

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t) \quad i=1, 2, \dots, H \quad (2)$$

式中,  $n_i(t)$  为每次加入的白噪声;  $x_i(t)$  为加入白噪声后的信号。

3) 对 $x_i(t)$   $i=1, 2, \dots, H$  进行EMD分解, 得到  $H \times M$  组IMF分量为

$$\begin{bmatrix} \text{IMF}_{1,1}(t) & \text{IMF}_{1,2}(t) & \dots & \text{IMF}_{1,M}(t) \\ \text{IMF}_{2,1}(t) & \text{IMF}_{2,2}(t) & \dots & \text{IMF}_{2,M}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{IMF}_{H,1}(t) & \text{IMF}_{H,2}(t) & \dots & \text{IMF}_{H,M}(t) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中,  $M$  为对任一  $x_i(t)$  EMD分解得到的IMF数量,  $i=1, 2, \dots, H; j=1, 2, \dots, M$ 。

4) 第 $i$ 组包含白噪声的信号经过上述过程分解后结果为

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^M \text{IMF}_{i,j}(t) + r_{i,j}(t) \quad (4)$$

式中,  $r_{i,j}(t)$  为残余函数,  $i=1, 2, \dots, H$ 。

5) 对第 $j$ 个IMF的 $H$ 组分量求和后取平均值, 得到EEMD分解后的IMF分量为

$$\text{IMF}_j(t) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H \text{IMF}_{i,j}(t) \quad (5)$$

式中,  $\text{IMF}_j(t)$  为使用EEMD得到的最终IMF分量,  $i=1, 2, \dots, H, j=1, 2, \dots, M$ 。

6) 原始信号 $x(t)$ 的经EEMD分解后表达式为

$$x(t) = \text{IMF}_j(t) + r(t) \quad (6)$$

式中,  $r(t)$  为EEMD分解后的残余分量。

### 1.2 模糊熵原理

模糊熵(Fuzzy Entropy)即在样本熵的基础上引入模糊隶属度函数,反映了时间序列中新模式产生概率的大小,与样本熵和近似熵不同,

模糊熵不采用二态分类进行形相似性度量，而是采用模糊函数反映样本的相似性，在处理不确定信号时更具优势。

模糊熵计算过程如下：

1) 对于一组有 $N$ 个数据点的时间序列 $X=[x_1, x_2, \dots, x_N]$ ，取相空间维数 $m$ ，构造 $N-m+1$ 个 $m$ 维向量 $X_{m,i}$ ，即

$$X_{m,i} = [x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}] - u_i$$

$$u_i = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} x_{i+j} \quad i=1, 2, \dots, N-m+1 \quad (7)$$

式中， $u_i$ 为向量 $[x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}]$ 的均值。

2) 定义向量 $X_{m,i}, X_{m,j}$ 绝对距离 $d_{m,ij}$ 为其对应元素差值的最大值，即

$$d_{m,ij} = d[X_{m,i}, X_{m,j}]$$

$$d_{m,ij} = \max_{k=0, \dots, m-1} |(x_{i+k} - u_i) - (x_{j+k} - u_j)| \quad (8)$$

式中， $i, j=1, 2, \dots, N-m, i \neq j$ 。

3) 引入模糊函数 $\mu(d_{m,ij}, n, r)$ 定义 $X_{m,i}, X_{m,j}$ 相似度 $D_{m,ij}$ 表达式为

$$D_{m,ij} = \mu(d_{m,ij}, n, r) = \exp\left(-\left(d_{m,ij}/r\right)^n\right) \quad (9)$$

式中， $r$ 为容限界宽度； $n$ 为容限界梯度。

4) 定义函数

$$\Phi_m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left( \frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{m,ij} \right) \quad (10)$$

5) 改变相空间维数为 $m+1$ ，重复上述步骤，得到函数

$$\Phi_{m+1}(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left( \frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{m+1,ij} \right) \quad (11)$$

6) 当样本有 $N$ 个数据点时，定义模糊熵为

$$FE(N, m, n, r) = \ln \Phi_m(n, r) - \ln \Phi_{m+1}(n, r) \quad (12)$$

### 1.3 支持向量机原理

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是由Vapnik等人根据统计学习理论 (Statistical Learning Theory, SLT) 和结构风险最小原理 (Structural Risk Minimization, SRM) 首先提出的在高维特征空间使用线性函数假设空间的学习系统，其主要思想是建立一个超平面作为决策曲面，即在高维空间中构造线性分类函数来实现对原空间中的非线性分类。

对于二分类线性可分 $N$ 维数据集 $(x_i, y_i)$ ， $x_i \in \mathbf{R}^N$ ， $y_i = \{1, -1\}$ ， $i=1, 2, \dots, n$ ，可在空间建立一个 $(N-1)$ 维的最大间隔超平面 $\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b = 0$ ，使得

$$\begin{cases} \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i + b \geq 0 & y_i = +1 \\ \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i + b \leq 0 & y_i = -1 \end{cases} \quad (13)$$

式中， $\mathbf{w}$ 为权重向量； $b$ 为截距。

此时函数间隔定义为 $\hat{\gamma} = y_i (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b)$ ，可用于表示特征的确信度，但其在超平面不变且 $\mathbf{w}$ 和 $b$ 等比例缩放时变化，无法根据函数间隔确定最优超平面。几何间隔为归一化 $\mathbf{w}$ 后的函数间隔，固定函数间隔后可通过优化几何间隔确定最优超平面。取函数间隔等于1，对两类样本满足如下不等式

$$\begin{cases} \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i + b \geq +1 & y_i = +1 \\ \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1 & y_i = -1 \end{cases} \quad (14)$$

函数间隔为 $\hat{\gamma} = y_i (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b) \geq 1$ ，此时几何间隔为

$$\gamma_i = y_i \left( \left( \frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|_2} \right)^T \cdot \mathbf{x}_i + \frac{b}{\|\mathbf{w}\|_2} \right) = \frac{1}{\|\mathbf{w}\|_2} \quad (15)$$

求解最大几何间隔得到最优超平面，可转换为求解最优问题

$$\min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|_2^2$$

$$\text{s.t. } y_i (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b) - 1 \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, n \quad (16)$$

引入Lagrange函数

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|_2^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b) - 1) \quad (17)$$

在满足KKT条件的情况下，原优化问题可转换为

$$\min_{\mathbf{w}, b} \left[ \max_{\alpha \geq 0} L(\mathbf{w}, b, \alpha) \right] \quad (18)$$

其对偶形式为

$$\max_{\alpha \geq 0} \left[ \min_{\mathbf{w}, b} L(\mathbf{w}, b, \alpha) \right] \quad (19)$$

对 $\mathbf{w}$ 和 $b$ 分别求偏导得到

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow 0 = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \end{cases} \quad (20)$$

将其代入目标方程并结合约束条件可得

$$\begin{aligned} \max_a \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (21)$$

求解得到拉格朗日系数  $\alpha_i$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , 因此在特征空间内最优分类面函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b \right] \quad (22)$$

对于线性不可分的情况可增加松弛项  $\xi_i$ , 变为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|_2^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (23)$$

式中,  $C$  为惩罚因子,  $C > 0, i=1, 2, \dots, n$ ;  $\xi_i$  为松弛因子,  $\xi_i \geq 0$ 。对于非线性不可分数据集, 可做非线性映射  $\Phi(\mathbf{x}): \mathbf{R}^N \rightarrow \mathbf{F}$ , 即将非线性样本向量  $\mathbf{x}$  从  $N$  维输入空间变换到高维线性特征空间, 进而使用超平面进行分类。对于高维特征空间的内积运算, 可引入满足 Mercer 条件的核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$ , 在原空间中通过核函数高效计算高维特征空间的向量内积, 实现非线性分类线性化。

引入松弛因子与核函数后, Lagrange 函数变为

$$\begin{aligned} L(\mathbf{w}, b, \xi, \alpha, \beta) = & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|_2^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n \beta_i \xi_i \end{aligned} \quad (24)$$

使用与线性条件下的相同方法, 式 (21) 目标函数与约束条件变为

$$\begin{aligned} \max_a \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \\ & \alpha_i \geq 0, \beta_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (25)$$

特征空间内最优分类面函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \right] \quad (26)$$

常用核函数有线性核、多项式核、高斯核和 Sigmoid 核等, 其中线性核参数少, 运算速度快, 对于线性数据分类效果较为理想。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \quad (27)$$

多项式核适用范围广, 单参数较多, 当阶数较高时, 计算复杂度较大。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + c)^d \quad (28)$$

高斯核应用最广, 局部性强, 相比于多项式核参数少, 运算较快。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp \left( -\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2^2}{2\sigma^2} \right) \quad (29)$$

## 2 基于 EEMD 与模糊熵进行特征提取

### 2.1 电动机轴承故障数据获取

本文使用凯斯西储大学轴承数据中心公开的正常和故障轴承的球轴承测试数据, 电动机驱动端轴承故障点由电火花加工引入, 六种故障位置分别为内滚道、滚动体和外滚道, 其中由于外滚道故障为静止故障, 其故障位置又分为负载区位置故障 (3 点钟方向) 和与负载区正交位置故障 (6 点钟和 12 点钟方向)。

使用 2 马力 (1 马力 = 735.499 W) 的 Reliance 电动机进行故障测试, 电动机转速为 1 750 r/min, 故障轴承型号 6205-2RS JEM SKF, 故障直径 0.053 3 cm, 深度 0.027 9 cm。加速度计固定在电动机驱动端 12 点钟方向位置, 使用一个 16 通道的 DAT 记录器收集振动信号, 采样频率 12 kHz。

在上述测试条件下, 以内环故障为例, 截取 120 000 个测试点, 信号波形如图 1 所示。

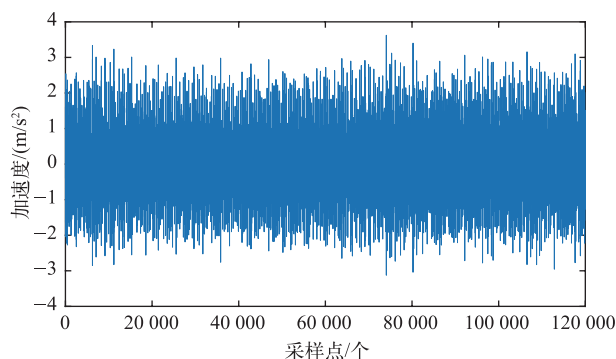


图 1 内滚道故障信号波形

Fig. 1 Sample figure 1

将采集的振动信号以 300 个数据为一组, 每

种故障类型数据400组,六种故障共2 400组数据,进而对每组数据进行特征提取。

## 2.2 EEMD与模糊熵特征提取

对采集到的每组故障信号进行EEMD,得到IMF分量,外滚道12点故障的其中一组数据经EEMD分解后得到IMF分量,如图2所示。

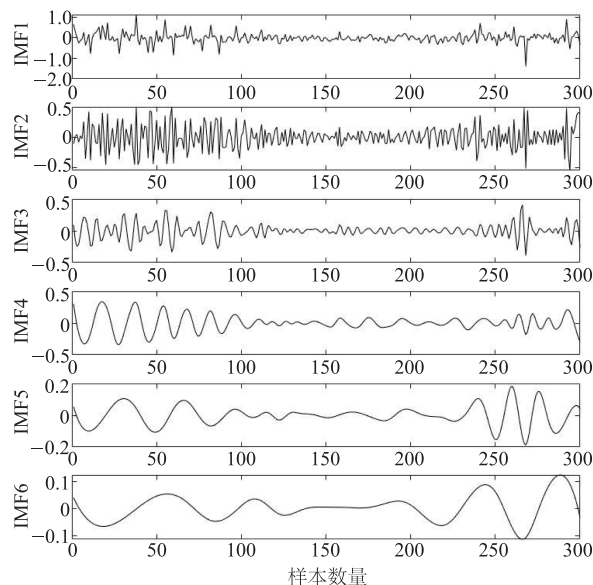


图2 故障信号经EEMD得到的6组IMF分量

Fig. 2 Six sets of IMF components obtained by EEMD of the fault signal

选取第1~6个IMF分量进行模糊熵提取,并与原信号的模糊熵共同组成7维特征,在正常与不同故障情况下的各IMF分量模糊熵值中各取一组数据,如表1所示。

表1 不同故障情况下IMF分量模糊熵值

Tab. 1 Fuzzy entropy values of IMF components under different fault conditions

| 故障位置   | IMF1    | IMF2    | IMF3    | IMF4    |
|--------|---------|---------|---------|---------|
| 无故障    | 0.082 6 | 0.143 1 | 0.074 6 | 0.005 4 |
| 内滚道    | 0.117 2 | 0.115 0 | 0.059 2 | 0.005 1 |
| 滚动体    | 0.107 5 | 0.053 0 | 0.052 0 | 0.009 2 |
| 外滚道6点  | 0.076 7 | 0.045 1 | 0.104 7 | 0.059 9 |
| 外滚道3点  | 0.024 8 | 0.118 5 | 0.068 1 | 0.008 3 |
| 外滚道12点 | 0.102 0 | 0.039 6 | 0.034 4 | 0.020 2 |

## 2.3 时域特征提取

选取脉冲因子、裕度因子和余隙因子三项指标作为故障信号的时域特征,其中不同故障类型

的余隙因子与裕度因子数值分布如图3所示。

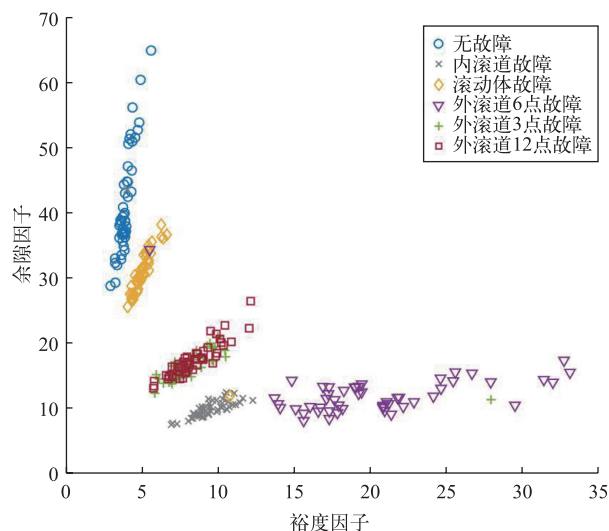


图3 六种故障对应的余隙因子与裕度因子数值分布

Fig. 3 The numerical distribution of the residual gap factor and margin factor corresponding to six kinds of faults

## 3 基于SVM故障诊断模型的构建

### 3.1 未经特征提取的SVM训练模型

使用不同分类方式对原始故障信号进行训练,采用五折交叉验证,特征数量为300,共2 400组数据,线性、二次、三次SVM与精细高斯(核尺度1)、中等高斯(核尺度3.2)和粗略高斯(核尺度13)SVM训练结果比较如表2所示。

表2 不同核函数的SVM模型训练结果比较

Tab. 2 Comparison of training results of SVM models with different kernel functions

| 序号 | SVM 模型   | 训练时间/s | 准确率 (%) |
|----|----------|--------|---------|
| 1  | 线性 SVM   | 16.52  | 23.7    |
| 2  | 二次 SVM   | 25.17  | 92.7    |
| 3  | 三次 SVM   | 33.70  | 91.8    |
| 4  | 精细高斯 SVM | 34.01  | 62.6    |
| 5  | 中等高斯 SVM | 36.75  | 95.7    |
| 6  | 粗略高斯 SVM | 32.23  | 48.8    |

由表2可见,使用原始数据训练得到的模型准确率较低,其中中等高斯SVM准确率达到95.7%,表现较好。由于训练特征过多,训练时间较长,实用性低。

### 3.2 经EEMD与模糊熵特征提取的SVM训练模型

使用SVM对经EEMD模糊熵与时域特征提取后的10项数据进行训练,采用五折交叉验证,模型准确度与训练时间如表3所示。

表3 不同核函数的SVM模型训练结果比较

Tab. 3 Comparison of training results of SVM models with different kernel functions

| 序号 | SVM 模型   | 训练时间 /s | 准确率 (%) |
|----|----------|---------|---------|
| 1  | 线性 SVM   | 7.185   | 99.2    |
| 2  | 二次 SVM   | 8.612   | 99.5    |
| 3  | 三次 SVM   | 8.045   | 99.0    |
| 4  | 精细高斯 SVM | 17.92   | 89.2    |
| 5  | 中等高斯 SVM | 13.86   | 98.8    |
| 6  | 粗略高斯 SVM | 14.23   | 99.0    |

经特征提取后的训练模型准确率普遍达到99%,且线性、二次和三次SVM训练时间均为10 s以内。在所有模型中二次SVM的准确率最高,并有较短的训练时间,为最佳模型。

使用EEMD与模糊熵进行特征提取的训练结果与未经特征提取的训练结果比较,如表4所示。

表4 特征提取前后SVM模型训练结果比较

Tab. 4 Comparison of SVM model training results before and after feature extraction

| 序号 | SVM 模型   | 训练速度提升比 | 准确率提升比 |
|----|----------|---------|--------|
| 1  | 线性 SVM   | 2.299   | 4.186  |
| 2  | 二次 SVM   | 2.923   | 1.073  |
| 3  | 三次 SVM   | 4.189   | 1.078  |
| 4  | 精细高斯 SVM | 1.898   | 1.425  |
| 5  | 中等高斯 SVM | 2.652   | 1.032  |
| 6  | 粗略高斯 SVM | 2.265   | 2.029  |

由表4可见,经特征提取后模型的训练时间与准确率均有较大程度的提升。其中线性SVM模型的准确率提升最高,为4.186;三次SVM模型的训练速度提升最多,为4.189。所有模型的准确率平均提升为原模型的1.8倍,训练速度提升为原模型的2.7倍。

## 4 结束语

本文分析了通过时域、EEMD和模糊熵对电动机轴承信号进行特征提取方法,并使用SVM

对所得特征进行训练,得到电动机轴承故障诊断模型,所得结论如下:

1) 时域、EEMD和模糊熵特征提取方法可有效反映故障特征,相比于未进行特征提取的模型,在训练时间和准确率上均有较大提升。

2) 使用支持向量机算法可对轴承的六种故障类型进行较为精准的分类。在基于本文所提特征提取方法得到的训练模型中,二次SVM模型准确率最高,且运行速度较快,适合在工程上应用于故障设备的诊断。

3) 在不同核尺度的情况下,高斯SVM的训练模型有较大差异,存在优化空间,仍可作进一步研究。EA

### 参考文献

- [1] 胡业林,代斌,宋晓.基于小波包和AFSA-SVM的电机故障诊断[J].电子测量技术,2021,44(2):48-55.
- [2] 禹杭,高海波,付博,等.基于PCA-RF的永磁电机故障诊断[J/OL].应用科技:1-8[2021-08-14].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1191.U.20210611.1141.008.html>.
- [3] 汤成,张懿,魏海峰,等.基于EEMD和HHT的低压异步电动机故障诊断[J].微特电机,2021,49(7):44-56.
- [4] 陈剑,蔡坤奇,陶善勇,等.基于IITD模糊熵与随机森林的滚动轴承故障诊断方法[J].计量学报,2021,42(6):774-779.
- [5] 李丹丹.基于集合经验模态分析的滚动轴承故障特征提取[D].合肥:安徽农业大学,2013.

### 作者简介



王潇桐

王潇桐(2000—),男,本科,研究方向为电气设备运行与电力系统稳定。

(收稿日期:2021-08-14)