

优化 LSSVM 及其在电机故障诊断中的应用*

王保建¹, 张小丽², 王延启¹, 尹昱东¹

(1. 西安交通大学机械基础国家级实验教学示范中心 710049, 西安)

(2. 长安大学道路施工技术与装备教育部重点实验室 710064, 西安)

摘要 为实现异步电机在运行状态下快速准确诊断故障类型,构建了优化的最小二乘支持向量机(least squares support vector machine,简称 LSSVM)智能故障诊断模型。首先,LSSVM将不等式约束改为等式约束,收敛速度更快;其次,改进粒子群优化算法(particle swarm optimization algorithm,简称 PSO)在迭代过程设置1个粒子变异过程,随机放置的粒子可带领种群摆脱局部最优的束缚,找到全局最优;最后,采用智能诊断模型对西储大学轴承数据及异步电机等7类故障诊断实验数据进行诊断。结果表明:LSSVM的诊断时间仅不到传统支持向量机(support vector machine,简称 SVM)的30%,对轴承和异步电机的诊断精度分别为100%和94.3%,相较于传统 SVM,LSSVM具有更快的收敛速度和更高的诊断精度。

关键词 异步电机;最小二乘支持向量机;粒子群优化算法;故障诊断

中图分类号 TH17

引言

在工业化领域,异步电机是最为常用的动力转化设备之一,可将电能转化为机械能供给负载。然而,异步电机一般在高温、振动和高速的工况下长期运行,易导致机械或绝缘故障。此外,安装和制造因素使得各类机械、电气故障易发和频发,轻者影响工作效率和产品加工精度,重者停机、毁机,造成巨大经济损失^[1]。为确保异步电机处于健康良好的运行状态,需要一套有效的运行状态监测及故障诊断系统,确定电机是否存在故障、故障类型及其严重程度,以便制定高效合理的维修更换策略,提高生产效率^[2-3]。

异步电机故障类型包括断条、定子绕组等电气故障,以及轴承、转子等机械故障。监测电流电压的电气诊断方法对机械故障不敏感,而以信号特征提取为手段的振动信号检测方法对电气故障不敏感。因此,仅依靠某一理论或某一技术难以实现诊断过程的实时、精准,有必要对异步电机的全类型故障诊断技术进行研究^[4]。

近年来,计算机技术发展迅速,以机器学习为代表的人工智能领域取得突破性进展,故障诊断也正在进入智能诊断阶段。机械故障诊断是对机器状态

的模式辨识,是典型的小样本问题。传统机器学习方法在解决小样本问题时难以取得理想效果,样本不足是制约故障模式识别的瓶颈问题之一。

SVM基于统计学习理论和结构风险最小化原则,可较好地解决小样本、非线性、高维数等传统问题,且具有不依赖输入空间维数等数学性质。SVM已成为机械故障诊断领域的重要研究内容,已在文本分类^[5-6]、人脸检测^[7]、图像处理^[8]、文字识别^[9]、语音识别^[10]、入侵检测^[11]、金融时间序列预测、工业现场建模与过程控制^[12]以及故障诊断^[13-14]等领域取得大量成果。

LSSVM是在SVM算法的框架上进一步发展出的算法,相较于SVM,LSSVM具有计算效率高、速度快的优点。本研究将LSSVM与改进PSO相结合(PSO-LSSVM),提高智能模型故障诊断的泛化能力,与传统SVM模型相比,所提模型寻优时间更短,训练速度更快,效率更高。

1 理论基础

1.1 LSSVM理论

给定训练数据集为

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\} \quad (1)$$

* 国家自然科学基金重大研究计划集成资助项目(92060302)

收稿日期:2022-11-06;修回日期:2022-12-20

其中: $x_i \in \mathbb{R}^n$; $y_i \in \{-1, +1\}$; $i = 1, 2, \dots, N$ 。

SVM 构造的分类器可对样本进行分类, 即

$$f(x) = \text{sign}[\omega^T \varphi(x) + b] \quad (2)$$

其中: $f(x)$ 为决策函数; ω^T 为法向量; $\varphi(x)$ 为样本数据; b 为超平面到原点的距离。

LSSVM 分类算法同样为构建目标函数, 即

$$\min \left(\frac{1}{2} \omega^T \omega \right) + \frac{1}{2} r \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \quad (3)$$

其中: r 为正则化系数; ξ_i 为松弛变量, $\xi_i \geq 0$ 。

与 SVM 不同, LSSVM 采用等式约束代替不等式约束, 即

$$y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] = 1 - \xi_i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

其中: x_i, y_i 为样本点坐标; ξ_i 为松弛变量; i 为序号。

构造拉格朗日函数为

$$L = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} r \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{ y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + \xi_i \} \quad (5)$$

由 Karush-Kuhn-Tucker 条件, 取最优值时应满足

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i = r \xi_i \\ y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + \xi_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

消去 ω 和 ξ 得到线性系统, 即

$$\begin{bmatrix} 0 & Y^T \\ Y & ZZ^T + r^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式(7)中, 有

$$\begin{cases} Z = [\varphi(x_1)^T y_1, \varphi(x_2)^T y_2, \dots, \varphi(x_l)^T y_l]^T \\ Y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T \\ I = [1, 1, \dots, 1]^T \\ \alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T \end{cases} \quad (8)$$

令 $A = ZZ^T + r^{-1}I$, 可得式(8)的解, 进而得到决策函数, 即

$$\begin{cases} b = \frac{I^T A^{-1} y}{I^T A^{-1} I} \\ \alpha = A^{-1}(y - bI) \end{cases} \quad (9)$$

进一步得到

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (10)$$

其中: k 为核函数。

1.2 改进 PSO

参数的选取较大程度地决定 SVM 的分类与预测效果^[15], 惩罚因子可调节 SVM 算法复杂度和经验风险之间的作用, 从而对所构造的分类器性能产生影响。核函数类型与参数(如多项式核函数中的阶数、指数径向基核函数宽度、高斯径向基函数(radial basis function, 简称 RBF)宽度、Sigmoid 核函数参数)直接影响样本在高维特征空间的非线性映射特征与分布, 因此参数的优化选取对分类器模型性能有着重要影响。

PSO 的基本原理为生物群体中个体可从群体中获取经验与线索, 而这种优势往往超过群体中个体在觅食过程中的竞争劣势^[16-17]。PSO 简单有效, 广泛应用于多种优化问题。

在算法求解中, 每个粒子对应待优化参数的一组数值, 不同粒子的优劣采用适应度(fitness)进行评判。例如, 优化预期是精度最高, 则精度就是适应度, 粒子速度决定其下一步移动方向。初始状态时, 粒子在取值空间中随机分布, 随着迭代开始, 计算粒子本身的最优解和整个种群的最优解, 分别称为个体最优值(p^{best})和全局最优值(g^{best})。随着迭代的不断进行, 粒子持续追随 2 个极值运动, 最终整个群体会趋近待优化参数空间里的最优值。

PSO 本质上属于启发式算法, 其不可避免会陷入局部最优。实际上, 粒子个体在“自我认知”和“社会认知”部分的权重是探索-利用权衡。当优化问题局部最优的欺骗性太强, 易使得进化算法陷入局部最优。因此, 引入随机机制是避免陷入局部最优的最佳方式。

改进 PSO 的基本原理用数学语言描述为: 设 D 维的取值空间中, 共有 m 个粒子。其中: 第 i 个粒子的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{id})$; 速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{id})$; 当前时刻粒子个体最优值为 $p_i^{\text{best}} = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{id})$; 种群总体最优值为 $g^{\text{best}} = (q_1, q_2, q_3, \dots, q_D)$; 则粒子最优点的速度和位置分别为

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= W \cdot v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + \\ &\quad c_2 r_2 (q_d - x_{id}(t)) \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $i=1, 2, \dots, m$; $d=1, 2, \dots, D$; W 为惯性权重; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 随机数; c_1, c_2 为速度常数; $v_{id}(t), x_{id}(t)$ 分别为第 i 个粒子的第 d 个分量 t 时刻的速度和位

置; p_{id} 为第 i 个粒子第 d 个分量的当前个体最优值; q_d 为全局最优值的第 d 个分量。

式(11)中,当 $v_{id}(t+i) > |v_{\max}|$ 时,则取 $v_{id}(t+i) = v_{\max}$ 或 $v_{id}(t+i) = -v_{\max}$; $x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1)$ 。每次迭代更替粒子的位置和速度,计算各个粒子的适应度,直至结束条件。

经过分析及实践,该算法在迭代后期易错过整个取值空间的最优点。为解决这一问题,本研究在每次迭代的最后部分设置一个粒子变异的过程:待优化参数在取值空间内随机赋值,假如优化陷入局部最优,随机放置的粒子可能带领种群摆脱局部最优的束缚而找到全局最优点。

图1为改进PSO算法流程图。在1次循环过程中,有适应度计算、粒子位置速度更新、个体最优点与种群最优点更新和粒子变异5个步骤。

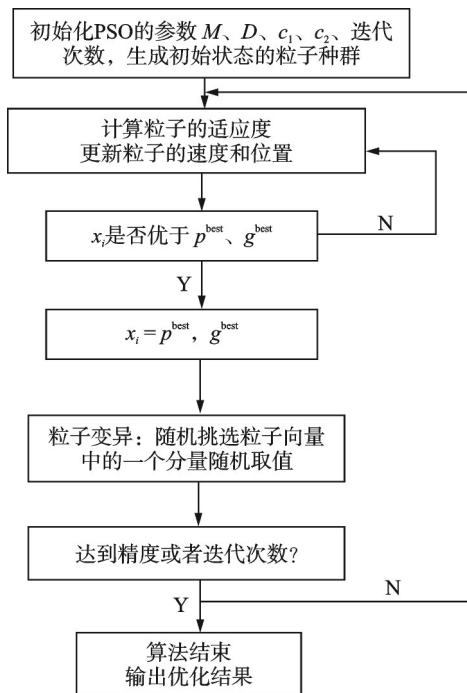


图1 改进PSO算法流程图

Fig.1 Flow chart of improved PSO algorithm

1.3 优化LSSVM智能故障模型

本节提出基于改进PSO的LSSVM模型,即PSO-LSSVM,模型相关参数由改进PSO进行优化选择。对于原始的时域信号,计算最通用的16个时域统计特征作为样本点。在SVM训练的过程中,采用改进PSO优化相关参数,最后用最优参数组成SVM模型对测试集进行分类,以实现智能诊断。优化LSSVM智能故障模型见图2。

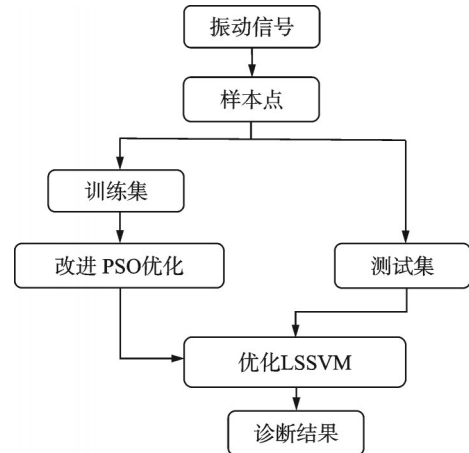


图2 优化LSSVM智能故障模型

Fig.2 Optimized LSSVM intelligent fault model

SVM的核函数采用RBF,惩罚因子 C 在学习过程也起到关键作用,作为待优化的第1项。RBF对参数 G 较为敏感, G 为待优化的第2项,即粒子群优化的粒子结构为 $x_i = (C_i, G_i)$ 。

PSO优化算法初始化需要设置初始粒子群的生成及算法相关参数,包括参数取值空间、迭代数量、种群规模 M 、惯性权重 W 和速度常数 c_1, c_2 。在本研究中,算法迭代次数为50、 $M=20$ 、 $\alpha_1, \beta_2, \lambda_3 \in [0, 1]$ 、 $C \in [0.1, 100]$ 、 $G \in [0.01, 1000]$ 。 c_1 表示单个粒子认知能力, c_2 表示粒子之间信息共享能力, c_1, c_2 均取2,此时粒子的认知能力和社会能力得到最佳平衡。惯性权重 W 用来平衡算法全局和局部寻优能力, W 在 $[0, 1]$ 随机取值^[18],可获得最好的平均适应度,不易陷入局部最优点,更大概率得到最优解,因此 $W = \text{rand}(0, 1)$ 。

为消除分类器对其他随机特征的过学习,提高智能模型的泛化能力,本研究中PSO将训练集分成前后2个部分。前一部分样本数据用来训练SVM,将训练后的分类器对后一部分样本数据进行分类,分类精度作为粒子的适应度。针对局部最优点问题,模型按照提出的改进算法,在每个迭代的最后部分设置一个粒子变异的过程,冲出局部最优陷阱,得到全局最优解。

2 滚动轴承故障诊断实验

为验证PSO-LSSVM模型性能,采用凯斯西储大学官网轴承数据进行实验。表1为轴承故障主要参数。选用轴承滚动体故障、内圈故障、外圈故障1和外圈故障2共4类故障,标签分别为1、2、3、4。每类数据取400组,每组100个数据点,计算每组数据的均值、

表 1 故障轴承主要参数
Tab.1 Main parameters of faulty bearing

故障直径/mm	电机负载/N	电机转速/(r·min ⁻¹)	故障类型 1	故障类型 2	故障类型 3	故障类型 4
0.177 8	0	1 797	内圈	滚动体	外圈(居中)	外圈(对面)

均方根值、方根幅值、绝对平均值、偏斜度、峭度、方差、最大和最小值、峰值共 10 项有量纲指标,以及波形指标、峰值指标、脉冲指标、裕度指标、偏斜度指标及峭度指标共 6 项无量纲指标,共计组成 16 维数据,前 150 组数据组成训练集。每类数据随机选取 20 组进行交叉验证,由其 16 维时域指标组成测试集。

首先,采用 PSO 优化的支持向量机库(library for support vector machines,简称 LIBSVM)模型(PSO-LIBSVM)对上述故障数据进行诊断分类,结果为 $C=32$ 、 $G=0.25$ 。PSO-LIBSVM 轴承故障诊断结果见图 3。可以看到,分类精度为 98.75%,算法运行总时间为 33.856 s。

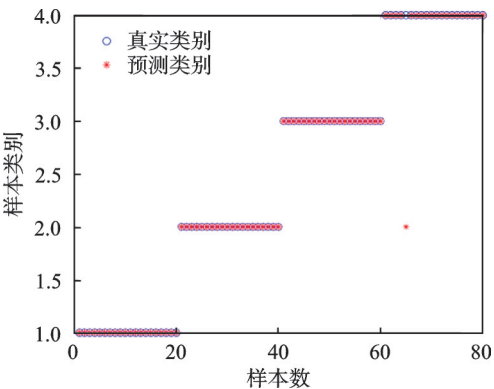


图 3 PSO-LIBSVM 轴承故障诊断结果
Fig.3 Fault diagnosis results of PSO-LIBSVM bearing

然后,采用笔者所提的 PSO-LSSVM 模型对上述故障数据进行诊断分类,优化结果为 $C=64.021\ 7$ 、 $G=18.07$ 。PSO-LSSVM 轴承故障诊断结果见图 4。可以看到,分类精度为 100%,算法运行总时间为 9.309 s。

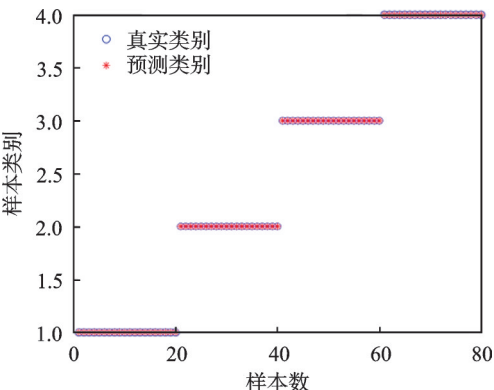


图 4 PSO-LSSVM 轴承故障诊断结果
Fig.4 Fault diagnosis results of PSO-LSSVM bearing

实验 1 结果对比如表 2 所示,展示了 2 种模型的各项参数。2 种模型经过改进 PSO 后选取出最优参数组成的 SVM 分类器泛化能力均表现较好,2 个模型准确率均较高。其中,LSSVM 精度高于 LIBSVM,达到 100%,而 LSSVM 模型在寻优速度、模型训练速度以及总运行速度上均优于 SVM 模型,运行总时间是 LIBSVM 的 26%,与理论相符。通过实验验证了 PSO-LSSVM 模型精度达到预期,与 SVM 相比,LSSVM 运行时间更少,更适合诊断精度和诊断效率要求高的复杂故障诊断工况。

表 2 实验 1 结果对比
Tab.2 Comparison of results from experiment 1

参数	模型	
	PSO-LIBSVM	PSO-LSSVM
准确率/%	98.75	100
寻优时间/s	33.027	7.893
训练时间/s	2.829	1.416
运算时间/s	35.856	9.309

3 异步电机故障诊断实验

3.1 实验介绍

实验台采用电机故障综合模拟实验平台,主要由电机、电机控制系统、2 个轴承、转子系统、带传动系统和齿轮箱组成。电机的多种类型故障实验系统见图 5。



图 5 实验系统
Fig.5 Experimental system

实验系统包括故障模拟实验台、PCB333B30 型加速度传感器、东华 DH5956 型数据采集系统及计算机。轴的直径为 20 mm,全长为 560 mm。每个转子质量盘的质量为 800 g,直径为 150 mm。加速度传感器置于电机右侧轴承端正上方的电机外壳,以采集电机运行状态下振动信号,实验转速为 1 200 r/min。

实验采用 Marathon 公司 LVA56T34F5303JP

型三相异步电机,通过更换实验台电机来模拟不同故障电机的运行状态,分别为正常、转子弯曲、断条、轴承故障、转子不对中、转子不平衡、定子绕组故障等状态。实验转速分别为 1 200、1 800、2 400 r/min。表 3 为实验电机故障类型与参数。在实验台扭转负载端分别进行 3 挡 3 种不同大小的扭转负载,总计 63 组数据。

表 3 实验电机故障类型与参数

Tab.3 Fault types and parameters of experimental motor		
参数	数量	类别
故障类型	7	正常、电机轴承故障、电机转子不对中、电机定子绕组
转频/Hz (对应转速/(r·min ⁻¹))	3	20(1 200)、30(1 800)、40(2 400)
负载	3	0 级、1 级(3 N·m)、2 级(5 N·m)

将磁力制动器调到 3 挡,调整好皮带张紧程度,盖好保护罩。将对应电机安装在电机平台上,将传感器布置于电机机壳,接通数据处理系统电源。传感器灵敏度设为 103.8 mV/g,采样频率设为 12.8 kHz,所有通道平衡并清零。

接通电机电源,将转频设置为 20 Hz(转速为 1 200 r/min),待电机运行平稳后采集信号,采集时间为 320 s 左右,以保证数据足够,结束后输出数据。20 Hz、3 级负载下部分电机时域振动信号见图 6。

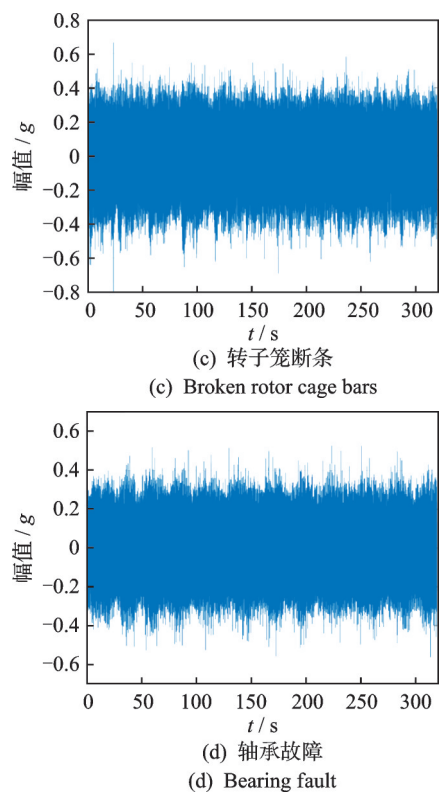
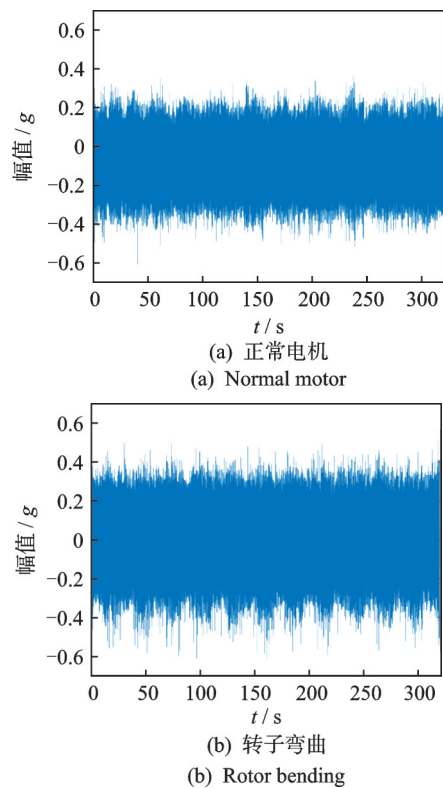


图 6 20 Hz、3 级负载下部分电机时域振动信号
Fig.6 Time domain vibration signals of some motors under 20 Hz and level 3 load

3.2 基于 LSSVM 的异步电机故障诊断实验

实验选用 20Hz、2 级负载下的数据,按照不同的故障种类,将原始振动数据分为正常类、转子不平衡类、转子不对中类、断条故障类、转子弯曲类、定子绕组故障类和轴承故障类,并赋予标签 1、2、3、4、5、6、7。对数据进行归一化预处理,以消除数据量级间差异的影响;每类数据随机选取 250 组,每组 100 个数据点,计算其峰峰值、有效值等 16 维时域指标,由前 150 组时域指标组成训练集;从所有数据中随机选取 20 组进行交叉验证,由时域指标组成测试集。

PSO-LSSVM 模型采用 RBF,用训练集进行分类器训练,利用改进 PSO 对 C 、 G 进行寻优,模型计算得到 $G=25.384\ 9$ 、 $C=60.885\ 9$,进而构建最优分类器模型。用测试集对训练后的 PSO-LSSVM 分类模型进行测试实验。PSO-LSSVM 模型分类结果见图 7。可以看出,最终实验精度为 94.3%,总运行时间为 1 293.8 s。对于电气故障和机械故障的混合情况,所提出的智能诊断模型能够很好地实现故障诊断。

为进行对比,采用 PSO-LIBSVM 对相同数据

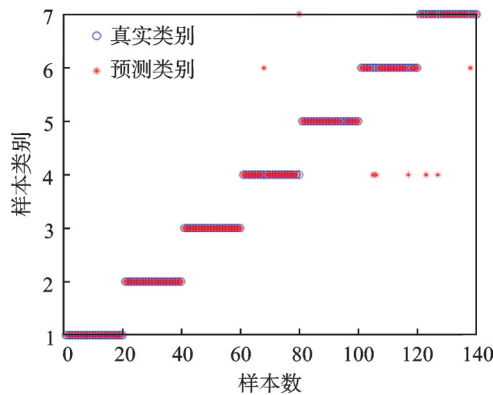


图7 PSO-LSSVM模型分类结果

Fig.7 Classification results of PSO-LSSVM model

进行实验,核函数同样为RBF。用训练集进行优化训练,计算得到 $G=0.0625$ 、 $C=128$,用测试集对训练后的SVM分类模型进行测试。PSO-LIBSVM模型分类结果见图8,可以看出,最终实验精度为90.7%,总运行时间为4 733.3 s。

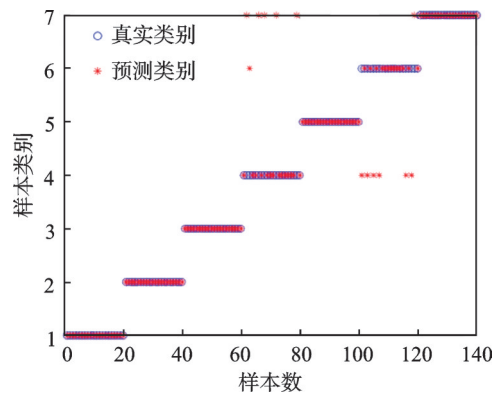


图8 PSO-LIBSVM模型分类结果

Fig.8 Classification results of PSO-LIBSVM model

实验2结果对比如表4所示。可以看出,所提PSO-LSSVM模型实验精度高于传统SVM,其总运算时间仅有传统SVM的27.3%,说明LSSVM的运行效率大幅提升。

6类故障包含机械故障和电气故障,如断条、定子绕组故障,而通常情况下难以利用振动信号检

测电气故障。在所提智能诊断模型中,利用在振动信号间不同故障的细微差别进行机器学习,借助人工智能技术,利用振动信号对混合故障进行分类诊断,准确率为94.3%,说明笔者所建立模型具有较好的泛化能力,鲁棒性较好。对于分类错误的样本点,多为断条故障与定子绕组故障,说明纯电气故障在振动信号上特征表现微弱。后期若对电流信号进行同时监测,并对由电流信号和振动信号组成的复合样本进行智能诊断,所建立模型有望取得积极效果。

4 结 论

- 1) 基于LSSVM理论与改进PSO,提出了PSO-LSSVM智能故障诊断模型。对公开轴承数据实验,所提模型对轴承故障诊断精度达到100%,程序运行时间仅为传统SVM的27.3%,所提模型具有更快的运算速度及良好的泛化能力。
- 2) 开展三相异步电机故障诊断实验,采集包括正常电机、机械故障电机及电气故障电机共计7类振动信号,进行了PSO-LSSVM和PSO-LIBSVM的对比实验。
- 3) 针对异步电机机械故障和电气故障的混合分类问题,所提诊断模型精度可达94.3%,且模型的训练速度和测试时间均优于传统SVM模型,为异步电机复杂故障智能在线诊断提供了理论依据。

参 考 文 献

[1] 王丽华,谢阳阳,周子贤,等.基于卷积神经网络的异步电机故障诊断[J].振动、测试与诊断,2017,37(6):1208-1215.
WANG Lihua, XIE Yangyang, ZHOU Zixian, et al. ETC fault diagnosis of asynchronous motor based on convolutional neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(6): 1208-1215. (in Chinese)

[2] 王丽华,谢阳阳,张永宏,等.采用深度学习的异步电机故障诊断方法[J].西安交通大学学报,2017,51(10):128-134.
WANG Lihua, XIE Yangyang, ZHANG Yonghong, et al. A fault diagnosis method for asynchronous motor using deep learning[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(10): 128-134. (in Chinese)

[3] 薛红涛,童鹏,江洪.基于RS和AHNs的轮毂电机故

表4 实验2结果对比

Tab.4 Comparison of results from experiment 2

参数	模型	
	PSO-LIBSVM	PSO-LSSVM
准确率/%	90.7	94.3
寻优时间/s	4604.7	1193.0
训练时间/s	128.614	100.823
运算时间/s	4733.3	1293.8

- 障模糊诊断法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 925-930.
- XUE Hongtao, TONG Peng, JIANG Hong. Fuzzy diagnosis method of hub motor fault based on RS and AHNs[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 925-930.(in Chinese)
- [4] LI F L, WANG Y B, XU S. Fault diagnosis of permanent magnet synchronous motor inter turn short circuit based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2137(1): 012004.
- [5] 刘永芬, 程丽, 陈志安. 基于特征选择的M-SVM中文文本分类[J]. 软件, 2019, 40(9): 71-74.
- LIU Yongfen, CHENG Li, CHEN Zhian. Chinese text classification of M-SVM based on feature selection[J]. Software, 2019, 40(9): 71-74.(in Chinese)
- [6] 王珂. 基于DE-SVM的文本分类方法研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2019.
- [7] 闫龙. 人脸识别中的活体检测研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2020.
- [8] 高晗. 基于SVM的图像分类算法[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [9] 刘兴长, 孟昱煜. 基于HOG特征提取和模糊支持向量机的西夏文字识别[J]. 西北师范大学学报(自然科学版), 2019, 55(5): 39-43.
- LIU Xingchang, MENG Yuyu. Tangut character recognition based on HOG feature extraction and fuzzy support vector machine[J]. Journal of Northwest Normal University (Natural Science), 2019, 55(5): 39-43.(in Chinese)
- [10] 张海瑞. 基于支持向量机的语音情感识别研究[J]. 计算机产品与流通, 2019(4): 122.
- ZHANG Hairui. Research on speech emotion recognition based on support vector machine[J]. Computer Products and Circulation, 2019(4): 122.(in Chinese)
- [11] 于淞安, 江宇波, 刘竹筠. 基于支持向量机的XSS入侵检测系统研究[J]. 信息通信, 2020(5): 48-50.
- YU Songan, JIANG Yubo, LIU Zhuyun. Research on XSS intrusion detection system based on support vector machine[J]. Information & Communications, 2020(5): 48-50.(in Chinese)
- [12] 李佩霏. 基于支持向量机和GARCH模型的股价预测[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- [13] 蒋玲莉, 谭鸿创, 李学军, 等. 基于CEEMDAN排列熵与SVM的螺旋锥齿轮故障识别[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(1): 33-40.
- JIANG Lingli, TAN Hongchuang, LI Xuejun, et al. Spiral bevel gear fault identification based on CEEMDAN permutation entropy and SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 33-40.(in Chinese)
- [14] CERRADA M, SÁNCHEZ R V, LI C, et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 169-196.
- [15] HU K Z, JIANG M, ZHANG H F, et al. Design of fault diagnosis algorithm for electric fan based on LSSVM and Kd-Tree[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(2): 804-818.
- [16] CHAPELLE O, VAPNIK V, BOUSQUET O, et al. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 131-159.
- [17] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth, WA, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [18] 张丽平. 粒子群优化算法的理论及实践[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.



第一作者简介:王保健,男,1983年5月生,博士、研究员。主要研究方向为机器学习、故障诊断与智能运维。曾发表《Sparse representation theory for support vector machine kernel function selection and its application in high-speed bearing fault diagnosis》(《ISA transactions》2021, Vol.118)等论文。
E-mail: wangbaojian@xjtu.edu.cn