

量子粒子群算法优化相关向量机的轴承故障诊断

吕维宗 王海瑞 舒捷

(昆明理工大学信息工程与自动化学院 云南 昆明 650500)

摘要 人为因素对传统滚动轴承故障诊断方法有比较大的影响,并且故障起因比较复杂。针对此问题提出用基于量子粒子群(QPSO)算法优化的相关向量机(RVM)进行滚动轴承故障诊断。采用总体平均经验模态分解(EEMD)方法来处理滚动轴承的振动信号,分解后可以得到很多内禀模态函数(IMF)。再把IMF能量作为特征向量输入到QPSA-RVM诊断器中对滚动轴承的故障进行准确诊断。实验结果显示:该模型可以更快地实现对滚动轴承故障的准确识别,证明了该模型的稳定性及高效性。与支持向量机(SVM)分析对比后,进一步体现出RVM方法在智能故障诊断领域中具有优势。

关键词 量子粒子群算法 故障诊断 相关向量机 EEMD

中图分类号 TP215 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.01.002

QUANTUM-BEHAVED PARTICLE SWARM OPTIMIZATION FOR RVM BEARING FAULT DIAGNOSIS

Lü Weizong Wang Hairui Shu Jie

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan, China)

Abstract Human factors have great influence on the traditional methods of rolling bearing fault diagnosis, and the cause of the fault is complicated. To solve the problem, we put forward fault diagnosis method based on QPSO to optimize the relevance vector machine (RVM). It was applied to the rolling bearing fault diagnosis. The ensemble empirical mode decomposition (EEMD) was adopted to deal with vibration signal of rolling bearing. Several intrinsic mode functions (IMF) could be obtained after decomposition. IMF energy was input into QPSA-RVM diagnoser as feature vector, and the fault of rolling bearing was diagnosed accurately. The experimental results show that the model can quickly and accurately recognize the rolling bearing fault, and is proven to be stable and efficient. Through the analysis and contrast with SVM, the RVM method has more advantages in the field of intelligent fault diagnosis.

Keywords Quantum-behaved particle swarm optimization Fault diagnosis Relevance vector machine EEMD

0 引言

随着现今工业生产的持续发展,许多大型复杂机械设备是否能进行安全可靠的运转,这一难题引起了社会的重视,此时相关的故障诊断技术也因此有了十分迅速的进展。其中滚动轴承作为大型旋转机械设备的关键部件,在日常的高负荷的运转状态下也很容易产生一些安全故障。另外在安装、拆卸等不同的工作条件下也很容易造成滚动轴承故障的产生。所以,做

好滚动轴承的运维工作及其故障诊断变得极为紧要。

当前大型复杂机械进行故障诊断时,人工神经网络以及模糊评价等^[1-5]较为常见。这些方法中的模糊评价在体现模糊的观点方面效果十分突出,而又由于其设定评价因子的权重时过于依赖相关专业人员的以往经验,进而导致上述结果将产生一定程度的偏差。人工神经网络更擅长自学和对任何非线性函数有更好的逼近,并且其更为形象地拟构了人类脑神经系统方面的物理结构以及多种多样的网络结构,不足的方面在于它不能很好地呈现出模糊信息,甚

至相对差。

在实际操作过程当中,获得大型机械故障状态下的训练样本是一件相对较为困难的工作。因为实际能训练的样本并不多,所以很难展开相应训练。在大型复杂机械的故障诊断当中往往面临着小样本故障数据难以解决的情况。针对上述情况,这里运用支持向量机 SVM,其本身包含着如下几方面的优点:(1)它能解决好小样本训练的难点、同时还有着优越的泛化能力,在大型机械的运维和故障诊断的层面上已然引起了业界的广泛关注;(2)大型复杂机械的一些故障诊断在此方法基础上也有好的表现。但是,SVM 方法也有缺陷:(1)支持向量机会在小样本的数据训练过程中造成样本的线性程度和训练消耗时间的大大增加;(2)核函数需为在连续不断的、正定的、相互对称的函数前提下,且很大程度上预测概率不可定;(3)估计这种参数 C 的过程和时间都会有很大的增加。

相关向量机起初是由文献[6-7]提出的统计学习算法。对比 SVM,这种与贝叶斯方法有关的算法可以明确有如下的优势:①它得到的后验概率的分布状况与预测值有关;②相比之下,RVM 具有的决策函数比 SVM 更为稀疏,也就是在获得与 SVM 类似的分类准确率的同时,其所需相关向量少于 SVM 所需支持向量的个数;③RVM 得到比 SVM 多的核函数时不必具备后者应有的条件。有关 RVM 的应用和相关研究成果已有所展现。即便如此并没有引起有关研究人员过多的重视。而处理小样本时,RVM 更适用,且 RVM 在工程方面表现更好。而且,RVM 相比更加适合在线诊断,因为其简单的决策函数所用的计算时间更短。

综上所述,本文提出了一种用量子粒子群算法(QPSO)来优化相关向量机的方法,该方法还能够将最好的核函数参数有效地筛选出来。并且本文采用粒子群算法(QPSO)分别对 RVM 及 SVM 优化,对不同算法之间优缺点分析、对比,将 QPSO 对核参数优化时的优势体现出来。EEMD 能量用来提取相关振动信号,也是故障特征,然后故障分类阶段用量子粒子群优化 RVM 的故障模型实施。

1 QPSO-RVM 算法

1.1 RVM 算法

RVM 是一种模拟算法,其相关向量及权重由最大边际似然来获得^[8],与贝叶斯框架及机器学习方面也

相关联。

设 $\{x\}_{u=1}^N$ 和 $\{t\}_{u=1}^N$ 分别为输入及输出向量。如式(1)回归模型,可得到目标 t :

$$t = y(x) + \varepsilon_n \quad (1)$$

式中: ε_n 为零均值、方差 σ^2 的噪声, $y(x)$ 定义为:

$$y(x) = \sum_{u=1}^N W_u K(x, x_u) + w_0 \quad (2)$$

式中: $K(x, x_u)$ 为核函数, w_0 为偏差, W_u 为权重向量。

设 t 是独立的,其概率定义为:

$$p(t | w, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \|t - \varphi w\|^2\right\} \quad (3)$$

式中: $t = (t_1, t_2, \dots, t_N)^T$, $w = (w_0, w_1, \dots, w_N)^T$ 。

由于过拟合是式(3)中的参数 w 及 σ^2 最大似然估计所导致,因此约束参数时,采用了零均值高斯先验概率分布:

$$p(w | \alpha) = \prod_{u=0}^N N(w_u | 0, \alpha_u^{-1}) \quad (4)$$

式中: α 代表超参数向量,且此向量为 $N+1$ 维。

由贝叶斯理论可知,在此未知参数的后验概率表示如下:

$$p(w, \alpha, \sigma^2 | t) = p(w | \alpha, \sigma^2, t) p(\alpha, \sigma^2 | t) \quad (5)$$

其中后验分布的权重可表达如下:

$$p(w | t, \alpha, \sigma^2) = (2\pi)^{-(N+1)/2} |\Sigma|^{-1/N} \exp\left\{-\frac{1}{2} (w - \mu)^T \Sigma^{-1} (w - \mu)\right\} \quad (6)$$

式中:后验均值 $\mu = \sigma^{-2} \sum \varphi^T t$, 协方差 $\Sigma = (\sigma^{-2} \varphi^T \varphi + A)^{-1}$, 其中 $A = \text{diag}(a_0, a_1, \dots, a_N)$ 。

为了实现统一的超参数, $p(t | \alpha, \sigma^2)$ 做出如下定义:

$$p(t | \alpha, \sigma^2) = \int (t | w, \sigma^2) p(w, \alpha) dw = (2\pi)^{-N/2} \cdot |\sigma^2 I + \varphi A^{-1} \varphi^T|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2} t^T (\sigma^2 I + \varphi A^{-1} \varphi^T)^{-1} t\right\} \quad (7)$$

在处理非线性问题的方面,高斯径向基函数具有强大的功能,其定义如下:

$$K(x, x_u) = \exp\left(-\frac{(x - x_u)^2}{2\gamma^2}\right) \quad (8)$$

式中: γ 表示宽度因子,应该对其进行提前设定,才能很大程度上保证模型精度。

1.2 QPSO 算法及其优化步骤

Kennedy 所提的 PSO 算法是一种人类模拟鸟类觅食活动的启发式进化算法,并由这种活动来获得空间最优解^[9]。PSO 算法先进行适当数目粒子的生成,这些粒子在空间中依靠个体及群体经验并对位置和速度进行动态调整来完成整个寻优过程。Sun 提出的关于

QPSO的算法^[10]可解决过早的陷入局部最优问题,寻优准确度也得以上升。QPSO相比PSO,在后者的收敛机制中加入了量子行为,而粒子具备不相同聚集性质的前提下,可以在空间任意位置以确定概率呈现。正是因为量子行为的多态性及不定性的作用,促使空间中粒子寻找全局最优解时效率增加,所以QPSO与PSO相比,寻优能力更强。QPSO粒子迭代寻优的定义如下:

$$\text{mbest} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M P_j \quad (9)$$

$$P = \mu P_j + (1 - \mu) P_g \quad (10)$$

$$X_j(t+1) = P + a | \text{mbest} - X_j(t) | \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (11)$$

式中: M 代表种群规模, u, μ 均为 $[0, 1]$ 区间内随机数,用来呈现平均分布规律,mbest则表示每个粒子最佳位置上的均值点, a 表示压缩扩张因子,而 P_j 与 P_g 各为当粒子 j 进行个体和全局寻优时的最佳位置, t 与 X 各为目前为止迭代的次数及 j 的位置。

RVM通过QPSO算法优化后即可称为QPSO-RVM方法,这样,QPSO算法对RVM的作用过程,即优化步骤如下:

(1) QPSO需要进行压缩扩张因子和迭代次数,粒子位置及其进行寻优的范围等的初始化,宽度因子要进行优化的同时,粒子位置也由此得来。

(2) 计算相关适应度,这样每一粒子的群体全局及其个体的位置均能达到最佳。

(3) 通过相关运算,可得出每一粒子的各自最佳位置均值点。

(4) 替换群体里每一粒子之前的位置,使之成为最新。

(5) 重复(2) - (4)直至满足结束条件。

(6) 最后相关向量机的核函数宽度因子就是以上步骤输出的寻优结果。

优化过程中选择的适应度函数为

$$MSE = \frac{\sum_{\theta=1}^L (z^*(\theta))^2}{L} \quad (12)$$

式中: $z(\theta)$ 代表真实数据, $z^*(\theta)$ 代表预测数据, MSE 表示最小化优化函数,且可将 $z(\theta)$ 和 $z^*(\theta)$ 之间存在的偏差反映出来,即均方误差;这里, $\theta = 1, 2, \dots, L$,其中 L 表示训练时数据的数量。

2 基于QPSO-RVM的轴承故障诊断

2.1 故障特征提取

特征向量在轴承故障诊断当中表征故障模式,在

轴承故障诊断当中,对诊断的精度在一定程度上起着比较重要的作用。时域的统计量、频域小波分解量等^[11-13]是当前较为常见的体现故障模式特征量。在本文当中用EEMD方法来获取故障特征量。EEMD能够对一些非线性的、不规则信号进行比较透彻的时频分析,并且有效地应用在旋转机械故障诊断当中,即用轴承原本特定的振动信号来分解,进而获得几个IMF对应形式,相应的频率成分包含在所得的每一个IMF中。轴承不同类型的故障会引发故障源产生特定的频率,同时各个IMF上的能量 E_1, E_2, \dots, E_n 也会随之变化,所以反映出来的多种特征向量^[14-20]就是IMF分量上各自的幅值能量,其中幅值能量可以通过计算得出。

加入白噪声后的待分解振动信号如下式:

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t) \quad (13)$$

式中: $x(t)$ 表示原始信号, $n_i(t)$ 表示白噪声(在 i 次时新加进去), $i = 1, 2, \dots, M$,并且初始平均次数用 M 来表示。

N 个IMF之和是由 $x_i(t)$ 被初始EMD算法在进行自适应分解基础上得到的,所以:

$$x_i(t) = \sum_{n=1}^N c_{i,n}(t) + r_{i,n}(t) \quad (14)$$

式中: $n = 1, 2, \dots, N$, N 是IMF被分解后的数量, $c_{i,n}(t)$ 是IMF分量, i 是新增白噪声时的次序, $r_{i,n}(t)$ 是此次分解之后的残差。

每分解完IMF分量的集合经添入不相同白噪声,并重复 M 次以上所述两个过程,公式如下:

$$[\{ c_{1,n}(t) \}, c_{2,n}(t), \dots, c_{M,n}(t)] \quad (15)$$

为了消除白噪声在实际IMF中所产生的作用,对每次处理后所得的IMF展开总体平均运算,进而可得所需IMF:

$$c_n(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M c_{i,n} \quad (16)$$

式中: $c_n(t)$ 表示由EEMD方法处理后的第 n 个IMF分量。

在EEMD方法处理后,滚动轴承振动信号 $x(t)$ 最终可得:

$$x(t) = \sum_{n=1}^N c_n(t) + r(t) \quad (17)$$

式中: $r(t)$ 表示最后剩余的残差。

第 n 个IMF能量由EEMD分解滚动轴承的振动信号所得,其表示如下:

$$E_n = \int | c_n(t) |^2 dt \quad (18)$$

E 为信号整体的能量值,此时 $r(t)$ 可忽略,所以 E 应为IMF的能量和,表示如下:

$$E = E_1 + E_2 + \dots + E_N \quad (19)$$

由于能量值一般较大,因此对 E 归一化处理的目的方便故障诊断模型最终的诊断,构建故障的特征向量表示如下:

$$T = [P_1, P_2, \dots, P_N] \quad (20)$$

式中: $p_n = \frac{E_n}{E}$ 。

2.2 故障诊断模型

基于 QPSO-RVM 的轴承故障诊断原理如图 1 所示。

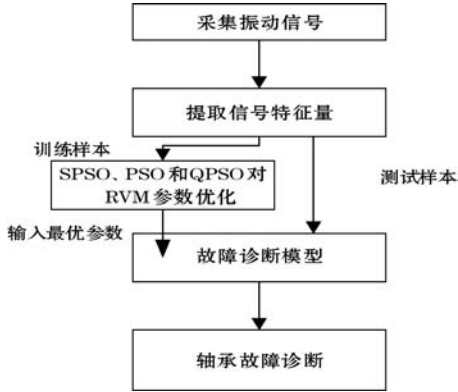


图1 基于 QPSO-RVM 的轴承故障诊断模型图

其计算步骤如下:

(1) 振动信号在各种故障条件下可以进行获取到,且前 n 个 IMF 的幅值能量 F' 可由每一种故障模式下的振动信号提取出来,此时 F' 作为输入特征向量 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$, 对应的故障模式类别标签 y_i 以及训练样本集 $\{x_i, y_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 都可以依照多类 RVM 原理设立。

(2) 高维特征空间中的核函数由训练样本数据映射得来,适当的控制误差,利用 PSO、SPSO 和 QPSO 等优化算法计算得出最优核参数 γ 、 d 和惩罚参数 C ,同时二次规划求解式 $K(x, y) = xy$,可得到 (ω, b) 及其对应的支持向量 α 。

(3) 轴承故障模式的识别模型可由上述所示的 (ω, b) 及其对应的支持向量 α 得到:

$$\text{sgn}(\omega^T \phi(x) + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l y_i a_i K(x_i, x) + b\right)$$

(4) 为了滚动轴承故障类型完成识别,将通过传感器所得相关振动信号,在开始模式识别时首先展开一系列预处理,可得到相应的振动信号特征量,再在已设立的诊断模型中完成对故障的类型识别。

3 实验及结果分析

3.1 实验数据

本部分所运用的相关数据来自于美国西储大学滚

动轴承故障方面的理论资源。本实验所运用的轴承是 6205-2RS JEM SKF 类型的滚动轴承,该滚动轴承的采样频率和转速分别是 $f_s = 12\ 000$ Hz、 $1\ 748$ r/min。本次实验的数据由三类轴承故障振动测试的数据和正常轴承的数据构成,且这些数据是在不同载荷(0 ph, 1 ph, 3 ph)三种不相同的故障程度条件下获得,这三类不同故障依次是外圈、内圈、滚动体点蚀故障。而电火花加工出现点蚀故障,故障程度是 $0.178 \sim 1.016$ cm。

3.2 QPSO 在核参数优化中的优越性

在此证明 QPSO 能够有效地优化 RVM 核参数,所以在本次实验中,核函数选用高斯径向基函数,在 UCI 中,选用其 Win、Iris 和 Cancer 用作实验相关数据, RVM 对上述数据分类过程中的最佳核参数是利用 QPSO、SPSO 和 PSO 所获得的。此次仿真基于 MATLAB 平台,进行实验的计算机配置是内存 4 GB, CPU 速度 3.30 GHz,将 QPSO 优化 RVM (QPSO-RVM)、SPSO 优化 RVM (SPSO-RVM) 以及 PSO 优化 RVM (PSO-RVM) 进行比较,对三类方法在最佳核参数筛选时的优劣进行了相关研究,以便研究在核参数优化时, QPSO 体现出的优势。UCI 中的 3 种测试数据的详情介绍见表 1。

表1 测试数据集说明

测试集	样本个数	维数	类别数
Wine	178	13	3
Iris	150	4	3
Glass	214	13	6

RVM 被三种不同的算法优化之后,再对 Win、Iris 和 Cancer 3 个标准数据集各做 50 次分类实验,各方法分类的平均准确率及运行所需时间在表 2 中列出。由表 2 可得, RVM 经过三种不同算法优化之后所进行的分类准确率的效果在 Wine、Iris、Glass 这三种测试数据集上体现的差异不大。QPSO-RVM 的平均分类准确率相对其余两种方法而言较高, SPSO-RVM 和 PSO-RVM 在不同数据中显示的测试结果各有优势。结果表明在测试当中,最优核函数参数每一次都能被 QPSO 算法自适应获取,而核函数的参数值收敛过早,经常导致局部最优等问题出现在 SPSO 和 PSO 测试当中,导致未收敛到最优核参数值。从所需时间的角度上分析, QPSO-RVM 的平均时间要低于其他两种很多,这说明了在并行计算方面, RVM 由 QPSO 改进后具有绝对的领先。

表 2 三种算法对测试数据分类的结果

方法	数据集	准确率/%	测试时间/s
QPSO-RVM	Wine	99.438	113.5
	Iris	97.333	101.3
	Glass	73.832	121.6
SPSO-RVM	Wine	97.753	281.6
	Iris	96.667	260.3
	Glass	71.945	294.1
PSO-RVM	Wine	98.876	340.3
	Iris	96.667	322.5
	Glass	71.963	368.1

3.3 实验结果分析

本次实验的数据选用故障程度 1.63 cm 以及载荷 3 ph 条件下的相关数据。2 048 个连续采样的数据合成每一样本。随机选取每种不同状态中的 1 200 个样本,生成 RVM 模型的训练样本(共 2 048 个),模型测试样本可由剩余样本组成。

利用 EEMD 分解正常状态及 3 种故障状态的振动信号,因此滚动轴承的故障特征即为按照以上获取故障特征的方法而得出的 4 种不同状态的 IMF 能量。这里用外圈故障信号举例,设定 M 为 100,白噪声幅值是 0.2。图 2 是 EEMD 分解信号的过程。如图 2 中 9 个 IMF: $c_1(t), c_2(t), \dots, c_9(t)$ 和 1 个残差: $r(t)$ 是经外圈故障信号中的 1 个样本分解得来的。

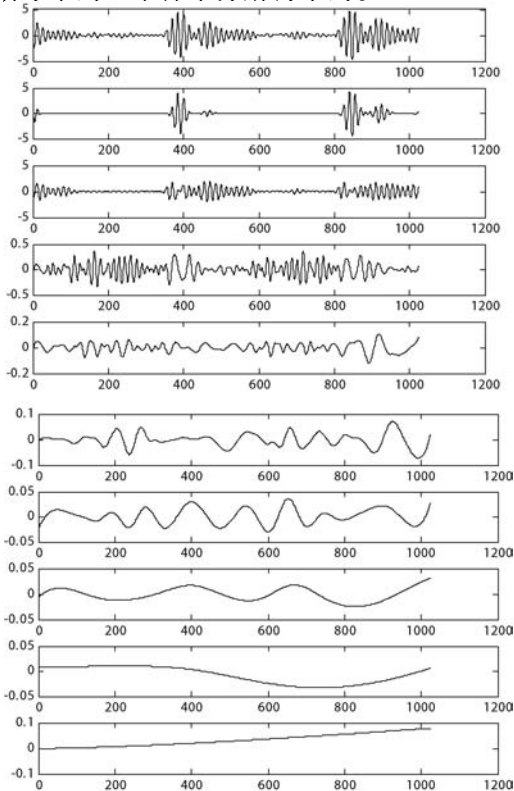


图 2 外圈故障信号 EEMD 分解图

通过相关研究,不同状态情况的能量之间的差异可由第 1~6 个 IMF 能量反映,且识别模型的输入特征向量也由此组成。训练和测试的样本都来自 IMF 能量。IMF 能量在 4 种状态时的分布图如图 3 所示。

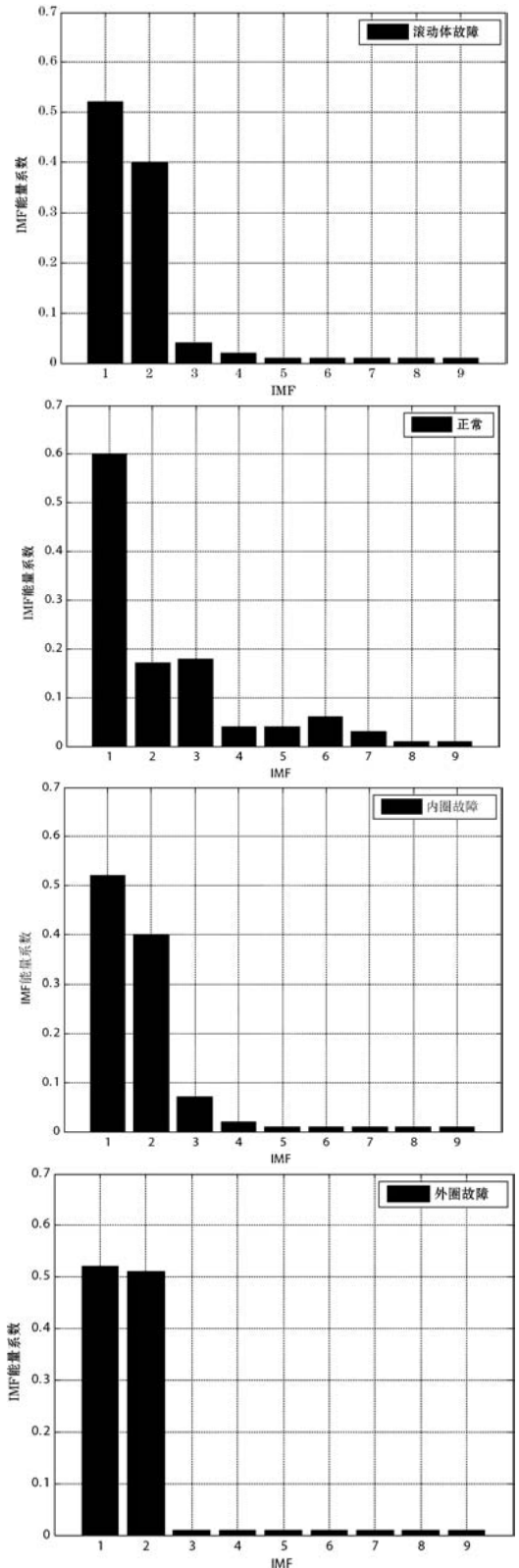


图 3 不同状态下 EEMD 能量分布图

运用一一对应的方法来解决四类不同情况下进行智能识别时的有关多分类问题,从而在识别时生成六

种 RVM 二类故障诊断器。在 QPSO-RVM 诊断模型中输入相应训练样本,选取高斯径向基核,各自的最优核参数 σ 可通过 QPSO 自适应获取。在 QPSO-RVM 训练模型中放入各自的测试样本,才能达到智能输出诊断结果的目的。为说明应用的诊断模型方法的成效性和维稳性,评价标准设为进行 10 次该实验之后的故障平均诊断率,再将相应振动信号的 IMF 能量输入 SVM、RVM 以及 QPSO-SVM 模型中,并对结果展开对比研究及分析。上述模型的核函数均为高斯径向基函数。这里,因为 RVM 和 SVM 无算法来优化,需要对核参数进行人工设定,一系列诊断情况如表 3 所示。

表 3 四种模型的故障诊断实验结果

识别模型	诊断率/%	训练时间/s	测试时间/s
QPSO-RVM	96.56	60.63	0.16
QPSO-SVM	96.56	38.12	0.65
RVM	93.36	4.72	0.65
SVM	93.36	1.61	1.85

由表 3 可得,平均诊断率最高的诊断模型 QPSO-RVM 和 QPSO-SVM 的诊断率可达 96.56%,在核函数进行选择时,运用 QPSO 可使 RVM 及 SVM 均存在优化最佳值。由表可得另外两种模型虽然可以把故障大致诊断出来,但其平均诊断率低于 QPSO 优化后的模型,核参数值是人为设置,导致并非最优值。表 3 包含所有模型所需的测试及训练时间。平均训练时间方面,QPSO-RVM、QPSO-SVM 及 RVM 所需时间要长于 SVM,且 QPSO-RVM 所需时间长于其余 3 种。增加 RVM 分类训练时间的原因是在此过程中有多次迭代的出现,从而使训练效率降低,再加上 QPSO 优化 RVM 时也进行又一次迭代,导致模型训练效率更低。而诊断模型在实际诊断时,训练阶段发生在进行诊断前,所以训练时间对整个故障诊断所需时间无影响。在各模型测试时间方面,QPSO-RVM 明显少于其余 3 种模型各自所需时间,QPSO-SVM 和 RVM 次之,两者的比较也说明了 QPSO 的优化作用,SVM 的时间为最长。这是由于 RVM 所需相关向量与 SVM 所需支持向量相比,也就是前者具有更为稀疏的决策函数。保证诊断结果的准确率的前提下,QPSO-RVM 比 QPSO-SVM 所用的测试时间更少。综上所述,RVM 更有利于小样本处理和在线故障诊断等问题的解决。

4 结 语

本文提出一种基于量子粒子群优化相关向量机的

轴承故障诊断模型。先把故障振动信号利用 EEMD 分解成若干个 IMF,能够体现故障特征的向量由 IMF 分量能量构成,诊断模型为 RVM,此外再把算法经过基本粒子群以及量子粒子群分别优化,最优诊断模型的相关参数由此可得,进而得到最优的诊断模型。由试验数据可知,该模型可以精准高效地分类及识别轴承的故障类型,其维稳性及泛化性能较强,得出了一种在滚动轴承故障诊断探究方面非常有效且具有可行性的诊断方法。

参 考 文 献

- [1] Tang W H, Wu Q H. Condition monitoring and assessment of power transformers using computational intelligence[M]. New York: Springer-Verlag Press, 2011: 95 - 104.
- [2] 张德明. 变压器分接开关状态监测与故障诊断[M]. 北京:中国电力出版社, 2008.
- [3] 贾嵘,张云,洪刚. 基于改进 PSO 的 LSSVM 参数优化在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2014(17):121 - 124.
- [4] Fei S W, Zhang X B. Fault diagnosis of power transformer based on support vector machine with genetic algorithm[J]. Expert Systems With Applications, 2009, 36(8):11352 - 11357.
- [5] 董明, 孟源源, 徐长响, 等. 基于支持向量机及油中溶解气体分析的大型电力变压器故障诊断模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7):88 - 92.
- [6] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3):211 - 244.
- [7] Tipping M. Bayesian inference: An introduction to principles and practice in machine learning[J]. Advanced Lectures on Machine Learning, 2004, 3176:41 - 62.
- [8] 刘敏庄. 基于贝叶斯网络的电子系统故障诊断方法及应用研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2016.
- [9] Nie L, Azarian M H, Keimasi M, et al. Prognostics of ceramic capacitor temperature-humidity-bias reliability using Mahalanobis distance analysis[J]. Circuit World, 2007, 33(3):21 - 28.
- [10] Sun J, Xu W, Feng B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization[C]//IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. IEEE, 2004:111 - 116.
- [11] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903 - 995.

提出“事务-流程-表单”的开发模式,可以集中规范化管理流程服务,降低功能模块之间的耦合性,同时可进行跨平台、跨项目移植,提高服务的复用性;平台融合 FreeMarker 模板引擎技术,可以彻底地分离表现层和业务逻辑,提高前后和后台开发人员的工作效率。融合表单可视化生成引擎和流程引擎,很好地实现了“事务-流程-表单”的开发模式,统一、规范业务开发流程,手工半智能开发页面表单,提高了开发效率。但平台有个不足之处,就是使用 FreeMarker 模板时要注意,开发人员更新模板后,一定要更新模板生成的 HTML 页面,不然页面展示的还是历史数据。平台整体框架还集成其他的成熟组件,如报表插件、单点登入等,这样一来开发人员只需实现业务功能,结合向导式进行设置开发,达到统一、快速开发的目的,给企业应用开发提供一个良好的平台支撑。

参 考 文 献

- [1] 鲍捷. Web:为所有人——记图灵奖得主 Tim Berners-Lee 的伟大贡献[J/OL]. 中国计算机学会通讯,2017(6). http://www.sohu.com/a/150695221_634795.
- [2] 黄怀亮. CGI 技术及其应用[J]. 计算机应用研究,1999(3):75-77.
- [3] 杨黎明,董传良,董玮文. 服务器端动态网页技术——JSP + Servlet[J]. 计算机工程,2001(2):126-127.
- [4] 陆荣幸,郁洲,阮永良,等. J2EE 平台上 MVC 设计模式的研究与实现[J]. 计算机应用研究,2003(3):144-146.
- [5] 百度百科. java web [EB/OL]. <https://baike.baidu.com/item/java%20web/1611944>.
- [6] 湛湘情,狄文辉,孙冬. 基于 SSH 框架与 AJAX 技术的 JavaWeb 应用开发[J]. 计算机工程与设计,2009,30(10):2590-2592,2596.
- [7] 李洋. SSM 框架在 Web 应用开发中的设计与实现[J]. 计算机技术与发展,2016,26(12):190-194.
- [8] 付更丽,曹宝香. SOA-SSH 分层架构的设计与应用[J]. 计算机技术与发展,2010,20(1):74-77.
- [9] Spring 整合 mybatis [EB/OL]. <http://www.mybatis.org/spring-boot-starter/mybatis-spring-boot-autoconfigure/>.
- [10] 艺敏. “微服务”架构:更灵活、更可靠、更开放 [EB/OL]. [2015-04]. <http://www.infoq.com/cn/articles/pworld2015-interview-guwei/>.
- [11] 王磊. 解析微服务架构(一)单块架构系统以及其面临的挑战 [EB/OL]. [2015-05]. <http://www.infoq.com/cn/articles/analysis-the-architecture-of-microservice-part-01>.
- [12] Spring 官网 [EB/OL]. <http://projects.spring.io/spring-cloud/>.
- [13] Zimmermann O. Microservices tenets [J]. Computer Science-Research and Development, 2017, 32:1-10.
- [14] Ortin F, O'Shea D. Towards an easily programmable IoT framework based on microservices [J]. Journal of Software, 2018,13(2):90-102.
- [15] Namiot D, Sneps-Snepp M. On Micro-services Architecture [J]. International Journal of Open Information Technology, 2014,2(9):24-27.
- [16] 曾露. MVP 模式在 Android 中的应用研究 [J]. 软件,2016,37(6):75-78.
- [17] 孙聚. 基于 FreeMarker 引擎的代码生成工具的设计与实现 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2015.
- [18] 周晖,尹建伟,陈刚,等. 基于 Struts 框架的 Web 表单快速开发平台 [J]. 计算机应用研究,2004(8):191-194.
- [19] 吴国旭. 基于 SOA 技术的 XPD L 流程引擎的实现 [D]. 长春:吉林大学,2009.

(上接第 11 页)

- [12] 李锋,汤宝平,刘文艺. 遗传算法优化最小二乘支持向量机的故障诊断 [J]. 重庆大学学报,2010,33(12):14-20.
- [13] 赵志国,司传胜. 基于多岛遗传算法的铰接车轮边减速器优化设计 [J]. 机械设计与制造,2010(12):213-215.
- [14] Cui J, Wang Y. A novel approach of analog circuit fault diagnosis using support vector machines classifier [J]. Measurement, 2011, 44(1):281-289.
- [15] Long B, Tian S, Wang H. Diagnostics of filtered analog circuits with tolerance based on LS-SVM using frequency features [J]. Journal of Electronic Testing, 2012,28(3):291-300.
- [16] Samanta B, Nataraj C. Prognostics of machine condition using soft computing [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2008,24(6):816-823.
- [17] Widodo A, Yang B S. Machine health prognostics using survival probability and support vector machine [J]. Expert Systems with Applications, 2011,38(7):8430-8437.
- [18] Cherkassky V, Ma Y. Practical selection of SVM parameter and noise estimation for SVM regression [J]. Neural Networks, 2004, 17(1):113-126.
- [19] Huang C, Zhang R, Chen Z, et al. Predict potential drug targets from the ion channel proteins based on SVM [J]. Journal of Theoretical Biology, 2010, 262(4):750-756.
- [20] Widodo A, Yang B S, Kim E Y, et al. Fault diagnosis of low speed bearing based on acoustic emission signal and multi-class relevance vector machine [J]. Nondestructive Testing & Evaluation, 2009, 24(4):313-328.