doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.01.011

SVM 与 PSO 相结合的电机轴承故障诊断

李嫄源,袁　梅,王　瑶,程安宇
(重庆邮电大学 自动化学院,重庆 400065)

摘要:针对电机轴承故障问题,提出一种基于支持向量机(SVM, support vector machine)与粒子群优化(PSO, particle swarm optimization)相结合的电机轴承故障诊断方法。结合振动信号的时域与小波包能量特征,使表征振动信号的特征具有较好的可靠性和敏感性,提高了故障的诊断准确率。采用 PSO 算法对 SVM 的惩罚参数和径向基核函数参数进行寻优,并与其它参数寻优算法进行比较分析。实验表明,研究提出的轴承故障诊断方法不仅对电机轴承的外圈故障、内圈故障和滚珠故障有很好的识别效果,而且还对每一类故障的严重程度有较好的区分,具有较强的实用性。

关键词:支持向量机;粒子群优化算法;小波包分析;特征提取;电机轴承;故障诊断
中图分类号:TH165^{+}.3　　**文献标志码:**A　　**文章编号:**1000-582X(2018)01-099-09

Fault diagnosis of motor bearings based on SVM and PSO

LI Yuanyuan, *YUAN Mei*, *WANG Yao*, *CHENG Anyu*
(School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, P.R.China)

Abstract: A fault diagnosis method for motor bearings based on support vector machine (SVM) and particle swarm optimization (PSO) is proposed. The characteristic of the vibration signal is characterized by the time-domain and the wavelet packet energy characteristics, which makes the characteristic of the vibration signal has good reliability and sensitivity and improves the accuracy of fault diagnosis. The PSO algorithm is used to optimize the parameters of the penalty parameter and the radial basis kernel function of SVM, and compared with other parameter-optimization algorithms. Experimental results show that the proposed bearing fault diagnosis method has a very good effect not only on the recognition of motor bearing outer race fault, inner race fault and ball fault, but also on the severity differentiation of every kind of fault. It has strong practicability.

Keywords: support vector machine; particle swarm optimization algorithm; wavelet packet analysis; feature extraction; motor bearing; fault diagnosis

轴承作为电机的重要部件之一,其运行工况直接影响整台电机的性能。在电机的故障种类中,轴承故障占所有电机故障的 40%以上[1]。为了最大限度的挖掘轴承的工作潜力,减少或杜绝由轴承故障引起的事故,

收稿日期:2017-07-26
基金项目:重庆市科技人才培养计划资助项目(CSTC2013KJRC-TDJS40010)。
Supported by Science and Technology Personnel Training Program of Chongqing (CSTC2013KJRC-TDJS40010).
作者简介:李嫄源(1991—),女,高级工程师,主要从事电机轴承方向研究,(Tel)13883828917,(E-mail)yuanmei20@126.com。

所以研究轴承故障诊断方法具有重要意义。电机轴承故障诊断关键技术包括信号预处理、故障特征提取和故障特征分类 3 部分。常用故障信号特征提取方法有局部均值分解[2-3](LMD, local mean decomposition)、经验模态分解[4-5](EMD, empirical mode decomposition)等,但这两种特征提取方法都存在端点效应使结果失真的问题。常用特征分类方法有人工神经网络[6](ANN, artificial neural network)、决策树[7](DT, decision tree)等。但基于 ANN 的轴承故障诊断,不但需要大量的训练、测试样本,且学习速度慢、网络训练失败可能性较大;而 DT 易出现过拟合、忽略数据集中属性之间的相关性等问题。

小波包分析[8]能更加细分信号的高频部分,且能自适应选择相应频段;支持向量机[9](SVM)能解决小样本情况下的机器学习,避免过学习,且具有高泛化能力和避免局部极小点的优点。由于 SVM 性能取决于它的参数选择,蚁群算法[10](ACA, ant colony algorithm)、遗传算法[11](GA, genetic algorithm)等在优化参数时存在计算开销大与收敛速度较慢等问题,而粒子群优化[12](PSO)算法收敛速度快、精度高、可调参数少且简单易实现。

基于上述问题,提出了一种 SVM 与 PSO 相结合的特征分类方法。在特征提取阶段,充分考虑了故障严重程度对故障诊断的影响,将振动信号的时域无量纲特征参数和小波包能量值相结合,归一化后作为 SVM 的输入特征向量;然后构建 SVM 多分类器,并用 PSO 算法优化 SVM 的惩罚参数和 RBF 参数,提高故障诊断率。实验证明,在轴承的小样本故障诊断方法中,该方法相对于 BP 神经网络、决策树等算法有更高的分类准确率。

1 振动信号特征提取

就轴承振动信号而言,从时域形式分析,只能检测出轴承是否有故障;从频域形式分析,既可识别出故障类型与故障位置,又可判断出故障严重程度。但这两种分析在一定程度上都会导致一些有用信息被忽略,不能很好地分析轴承故障的识别过程。与以往研究只提取时域(或频域)特征不同,研究考虑振动信号在时域与频域各自表达形式的优势,提取信号的时域与小波包能量组合成 SVM 的输入特征向量,使表征振动信号的特征向量具有较好的可靠性和敏感性。

1.1 时域特征提取

能够用于表征故障特征的参数有限,在选取时应遵循高敏感性、高可靠性、可实现型的原则。由于轴承振动信号为非周期随机信号,无法表达成具体的数学模型,但在大量重复试验时会出现某种统计规律,得到其重要特征。鉴于有量纲的时域统计特征参数对负载大小和转速较为敏感,且依赖历史数据,选用能灵敏感知轴承缺陷的 5 个无量纲参数作为时域特征元素,分别为峭度因子、裕度因子、峰值因子、脉冲因子、波形因子。它们不受信号绝对水平影响且无需考虑相对标准值。各特征参数表示如下

峭度因子

$$K_{\mathrm{r}}=\sum_{i=1}^{n}x_i^4/nx_{\mathrm{rms}}^4 \quad ; \tag{1}$$

裕度因子

$$L=x_{\mathrm{peak}}/x_{\mathrm{d}} \quad ; \tag{2}$$

峰值因子

$$C=x_{\mathrm{peak}}/x_{\mathrm{rms}} \quad ; \tag{3}$$

脉冲因子

$$S=x_{\mathrm{rms}}/|x_{\mathrm{m}}| \quad ; \tag{4}$$

波形因子

$$Q=x_{\mathrm{peak}}/|x_{\mathrm{m}}| \quad ; \tag{5}$$

其中:$x_{\mathrm{rms}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i^2}$;$x_{\mathrm{peak}}=\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}x_{pj}$,$x_{pj}(j=1,2\cdots m)$ 为信号中存在的 m 个峰值;$x_{\mathrm{d}}=\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sqrt{|x_i|}\right)^2$。

1.2　小波包能量提取

由于多分辨分析尺度函数按照二进制变化，所以其频率分辨率在高频段较差。小波包分解能将频带多层次划分，从而进一步分解多分辨率及没有细分的高频部分，使频率分辨率得以提高，且能根据被分析信号的特征自适应选择与信号频谱匹配的频段。基于上述优势，利用小波包分析来提取振动信号能量值。

小波包分解与重构算法如下

由$\{d_t^{j+1,n}\}$求$\{d_t^{j,2n}\}$与$\{d_t^{j,2n+1}\}$，可得小波分解算法如式(6)所示

$$\begin{cases} d_t^{j,2n} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{j+1,n}, \\ d_t^{j,2n+1} = \sum_k g_{k-2l} d_k^{j+1,n}, \end{cases} \tag{6}$$

由$\{d_t^{j,2n}\}$与$\{d_t^{j,2n+1}\}$求$\{d_t^{j+1,n}\}$，可得小波包重构算法如式(7)所示

$$d_t^{j+1,n} = \sum_k (h_{l-2k} d_k^{j,2n} + g_{l-2k} d_k^{j,2n+2}), \tag{7}$$

其中，$g_k = (-1)^k h_{1-k}$，属正交关系。

研究采用 db4 小波包对振动信号采样序列做 3 层正交小波包分解，得到 8 个频带。设分解后各频带能量为 $E_j(j=0,1\cdots7)$，$E_j = \sum_{k=1}^{n} |x_{jk}|^2$，其中，$x_{jk}(j=0,1\cdots7,k=1,2\cdots n)$为各频带重构信号离散点幅值。将所得 8 个能量值作为 SVM 输入特征向量的组成元素。

如图 1 所示，轴承正常运转时的振动信号能量主要分布在结点 0 和结点 1 低频段，而故障发生时，能量集中在结点 2 和结点 6。而不同的故障，能量在这 2 个频段的的占比是不一样的。

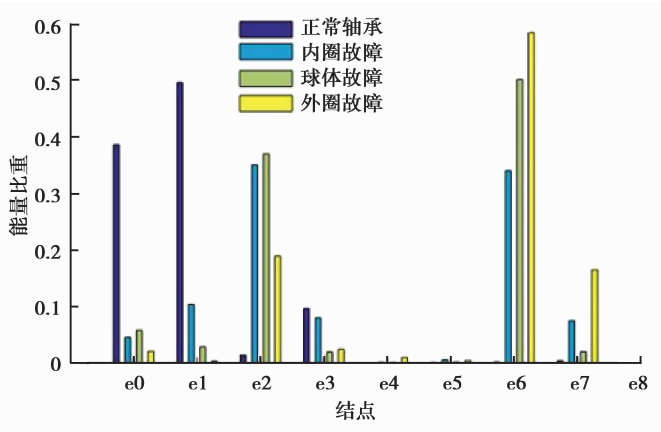

图 1　相同严重程度不同故障的能量分布图

Fig.1　Energy distribution for the same severity of different faults

综合提取的时域特征和小波包能量值，用于轴承故障诊断的特征向量设为 $\boldsymbol{T}'$。为了方便后续数据处理以及使收敛速度加快，对提取的特征进行了归一化处理。则

$$\boldsymbol{T}' = (Kr, L, C, S, Q, E_0, E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7)。$$

2　基于 SVM 的故障诊断

2.1　SVM 理论分析

SVM 是建立在统计学 VC(VC，vapnik-chervonenkis dimension)维理论基础上的一种监督机器学习方法。它通过寻求结构化风险最小来构造最优超平面，提高学习机泛化能力，实现经验风险和置信度的最小化，从而实现在小样本情况下获得良好的分类效果，比传统神经网络方法具有更好的分类能力和计算效率。

因用于轴承故障诊断的训练样本集线性不可分，所以 SVM 实现分类过程如下：

设有训练样本集 $A=\{(x_i,y_i),i=1,2\cdots n\}$，其中，$x_i\in R^d$，$y_i\in\{1,-1\}$为 x_i 所属类别；超平面方程为 $\boldsymbol{w}x+b$，$\boldsymbol{w}$ 为权值向量，b 为阈值。则能区分样本并使分类间隔最大的优化问题能在约束条件 $y_i(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{w}+b)\geqslant 1-\zeta_i$，$\zeta_i\geqslant 0$ 下，最小化式(8)

$$\text{最小化}:\frac{1}{2}(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{w})+C\sum_{i=1}^{n}\zeta_i, \tag{8}$$

其中：C 为惩罚系数，由用户指定；ζ_i 为松弛变量。引入拉格朗日乘子法和 KKT 条件，通过在最优超平面中引用适当的内积核函数 $K(x_i,x_j)$，将线性不可分问题转化为某个高维空间的线性可分问题，避免陷入维数灾难。则最大化问题变为

$$Q(\lambda)=\sum_{i=1}^{n}\lambda_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{l}\lambda_i\lambda_j y_i y_j K(x_i,x_j)\ 。 \tag{9}$$

分类函数为

$$f(x)=\mathrm{sgn}\Big(\sum_{i=1}^{n}\lambda_i y_i K(x_i,x)+b\Big), \tag{10}$$

其中，λ 为拉格朗日乘子。研究使用径向基[13](RBF)核函数 $K(x_i,x_j)=\exp\left(\frac{-\|x_i-x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$作为 SVM 模型的核函数，$\sigma$ 为核函数参数。

2.2 故障诊断实现

SVM 主要是针对二分类提出的，而故障诊断属于多分类问题，所以采用“一对一”的方法来构造多分类器[14]。设有 k 个类别共 l 个样本，实现过程是在 k 个类别中，任意选取 2 个不同类别的样本构成一个 SVM 二分类器，则可构造 $k(k-1)/2$ 个二分类器。当构造类别 a 分类器时，将属于类别 a 的训练样本归为一类并标记为正($y_i^a=1$)，将除去 a 类别所余下的训练样本作为一类并标记为负($y_i^a=-1$)。测试时，将测试样本输入分类器，如果 $f^a(x)=1$，则样本为 a 类别，测试结束。以此类推，则可得到多分类器的分类流程，如图 2 所示。

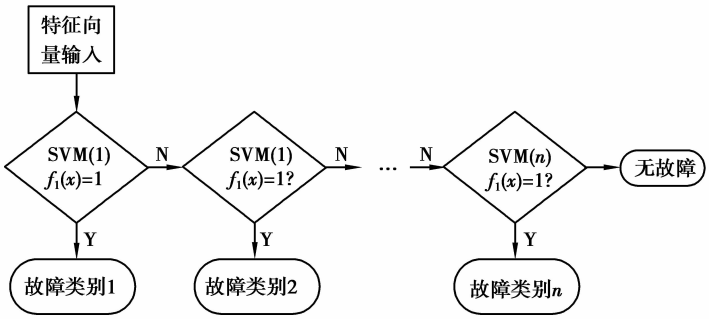

图 2 SVM 多分类流程图

Fig.2 Flow chart of SVM multi-classification

故障诊断使用 Libsvm3.1[15]工具箱完成，能简单快速有效的实现多类故障的识别。

3 粒子群优化的 SVM 故障诊断

3.1 粒子群优化算法

粒子群优化(PSO)算法源于对鸟类觅食行为的研究，常被用于解决最优解问题，其实现过程为：初始化一群随机粒子，通过迭代找到最优解。在每一次迭代中，粒子通过跟踪 2 个“极值”来更新自己，一个为粒子本身找到的最优解，称为个体极值；另一个为整个种群找到的最优解，称为全局极值。

设 N 维目标搜索空间中有 m 个粒子组成一个群落。将第 i 个粒子在 N 维搜索空间中的位置用向量

$\boldsymbol{x}_i=(x_{i1},x_{i2},x_{i3}\cdots x_{iN})$表示；“飞翔”速度用向量 $\boldsymbol{v}_i=(v_{i1},v_{i2},v_{i3}\cdots v_{iN})$表示，$i=1,2\cdots m$。粒子速度和位置更新公式如下

$$\boldsymbol{v}_{\mathrm{in}}^{k+1}=\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{v}_{\mathrm{in}}^{k}+c_1r_1(p_{\mathrm{in}}^{k}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{in}}^{k})+c_2r_2(p_{\mathrm{gn}}^{k}-x_{\mathrm{in}}^{k}),\tag{11}$$

$$\boldsymbol{x}_{\mathrm{in}}^{k+1}=\boldsymbol{x}_{\mathrm{in}}^{k}+\boldsymbol{v}_{\mathrm{in}}^{k+1},\tag{12}$$

其中：$i=1,2\cdots m$；$n=1,2\cdots N$；k 为迭代次数；c_1、c_2 为学习因子，为非负常数；r_1、r_2 为[0,1]间的随机数，$\boldsymbol{\omega}$ 为惯性权值；$v_{\mathrm{in}}\in[-v_{\max},v_{\max}]$，$v_{\max}$是常数，由使用者设定；$p_{\mathrm{in}}$为第 i 个粒子搜索到的最优位置；p_{gn}为整个粒子群搜索到的最优位置。迭代终止条件一般选为最大迭代次数或粒子群迄今为止搜索到的最优化位置满足适应阈值。

3.2　PSO 算法优化 SVM 参数

由于 SVM 模型参数直接影响着故障诊断精度，所以对 SVM 进行参数优化显得尤为重要。而 SVM 可调参数只有惩罚参数 C 与核函数参数 σ。鉴于 PSO 算法的寻优效果，研究采用 PSO 算法来实现 SVM 模型的参数优化，避免了传统人工试凑确定参数的盲目性。

PSO 优化 SVM 参数流程如图 3 所示。

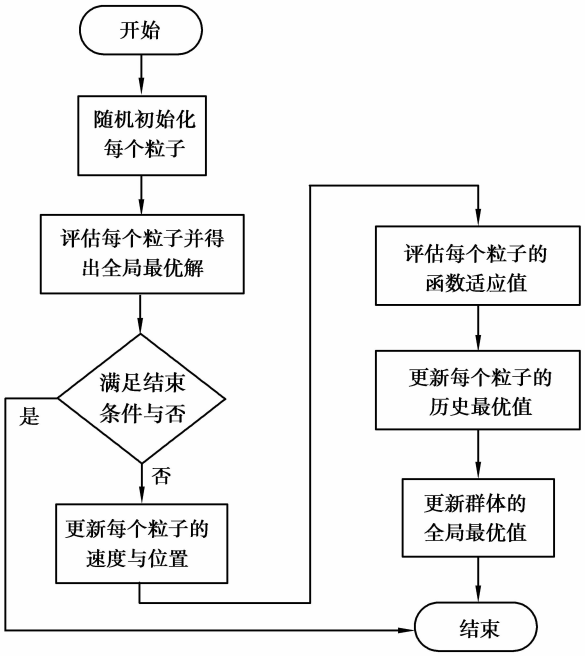

图 3　PSO 优化 SVM 参数流程图

Fig.3　Flow chart of PSO optimization SVM parameters

4　实验结果与分析

研究用于电机轴承故障诊断的数据集来源于美国凯斯西储大学(case western reserve university)轴承数据中心。数据采集轴承型号为 6205-2RS JEM SKF，电机空载且转速为 1 797 r/min，使用加速度传感器以 12 kHz的频率采集驱动端振动信号。类型包括内圈、外圈及滚珠分别出现故障直径为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 的数据和正常工况下的数据，既样本类别为 10，每种工况下的数据采集 120 组。

研究对传统的基于支持向量机的电机轴承故障诊断方法和采用改进型支持向量机电机轴承故障诊断方法进行对比分析。

4.1　传统 SVM 的轴承故障诊断方法

传统的轴承故障诊断方法仅考虑了电机轴承的外圈、内圈、滚珠 3 类故障，而没有考虑每类故障的受损程度对故障诊断的影响，因此，传统的诊断方法中，仅采用时域特征或者频域特征，就能够取得理想的诊断结果。

如表 1 所示，实验中仅采用了时域特征，不考虑轴承的受损程度，采用故障直径为 0.177 8 mm 故障数据，故障类型包括内圈、外圈、滚珠故障。因此，总共包括 4 类样本数据，每一类各包括 90 组训练样本和 30 组测试样本。

表 1 基于时域特征的 SVM 故障诊断——不考虑故障严重程度

Table 1 SVM fault diagnosis based on time-domain features——Regardless of the severity of the fault

分类类别	故障直径/mm	故障程度	标签(Y)	训练样本数	测试样本数
正常	0	正常	0	90	30
内圈故障	0.177 8	轻微	1	90	30
外圈故障	0.177 8	轻微	2	90	30
滚珠故障	0.177 8	轻微	3	90	30
实验结果				100%	

实验结果表明，在不考虑轴承受损程度的情况下，仅采用时域特征作为 SVM 的输入，通过粒子群算法的优化，可以达到 100%(120/120)的故障诊断准确率。

然而，在实际的应用中，故障的受损程度是未知的，因此诊断方法中，对每一类轴承故障又进一步的划分为轻微故障、中等故障、严重故障。如表 2 所示，分类类型仍然包括正常、内圈故障、外圈故障、滚珠故障。每一种分类的训练样本数量仍然各为 90 组，测试样本 30 组，不同的是在每一类故障做了受损程度的划分，而每一类受损程度的样本各包括训练样本 30 组，测试样本 10 组。

表 2 基于时域特征的 SVM 故障诊断——考虑故障严重程度

Table 2 SVM fault diagnosis based on time-domain features——Consider the severity of the fault

故障类别	故障直径/mm	故障程度	标签(Y)	训练样本数	测试样本数
正常	0	正常	0	90	30
内圈故障	0.177 8	轻微	1	30	10
	0.355 6	中等	1	30	10
	0.533 4	严重	1	30	10
外圈故障	0.177 8	轻微	2	30	10
	0.355 6	中等	2	30	10
	0.533 4	严重	2	30	10
滚珠故障	0.177 8	轻微	3	30	10
	0.355 6	中等	3	30	10
	0.533 4	严重	3	30	10
实验结果				81.67%	

实验结果表明，在考虑了故障受损程度的影响后，仅采用时域特征的故障分类准确率仅为 81.67%(98/120)。

在同样的实验条件下，考虑故障受损程度，诊断率下降超过 18%。因此，在诊断方法中，同时采用了时域与小波包能量特征，使 SVM 的特征参数有较高的敏感性，提高分类准确率。

4.2 PSO 优化 SVM 参数的故障诊断方法

支持向量机的惩罚参数 C 与 RBF 核函数参数 σ，对分类效果有比较大的影响。因此，寻找合适的参数对支持向量机的分类准确率至关重要。

如表 3 所示，将内圈、外圈和滚珠的故障分别划分为 3 种损伤程度，因此总共包括 10 个类别，每个类别各包括 90 组训练样本和 30 组测试样本。

表 3　结合时域与小波包能量特征的 PSO-SVM 故障诊断

Table 3　PSO-SVM fault diagnosis combining time-domain and wavelet packet energy features

故障类别	故障直径/mm	故障程度	标签(Y)	训练样本数	测试样本数
正常	0	正常	0	90	30
内圈故障	0.177 8	较轻	1	90	30
	0.355 6	中等	2	90	30
	0.533 4	严重	3	90	30
外圈故障	0.177 8	较轻	4	90	30
	0.355 6	中等	5	90	30
	0.533 4	严重	6	90	30
滚珠故障	0.177 8	较轻	7	90	30
	0.355 6	中等	8	90	30
	0.533 4	严重	9	90	30
实验结果				99.33%	

在粒子群寻优实验中，参数设置：种群数量 15，学习因子 $c_1=c_2=2$，迭代次数 100。

如图 4 所示，测试 300 个样本，分类准确率达到 99.67%(299/300)，优于没有优化时的 80.33%(241/300)分类准确率。如图 5 所示，粒子群参数寻优的平均适应度约为 97.5%，最佳适应度达到 99.4%，通过寻优获取的惩罚参数 C 为 78.06，RBF 核函数参数 σ 为 3.31。

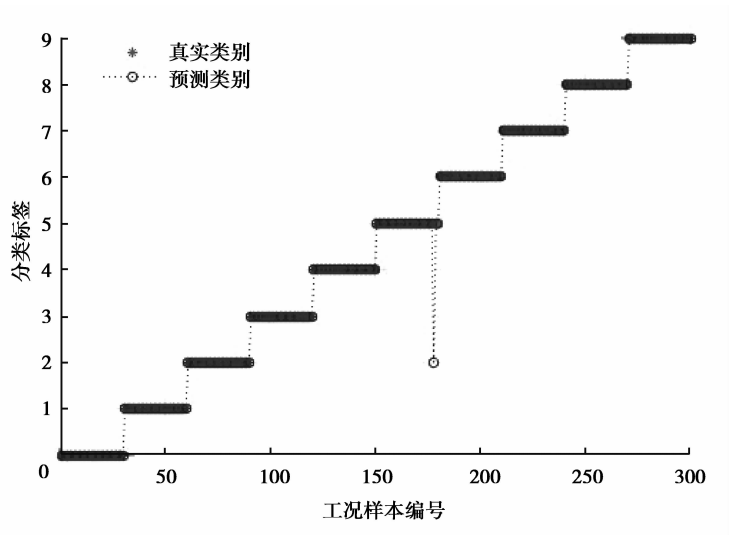

图 4　测试结果

Fig.4　Test results

研究使用了同样的样本，在相同的搜索区域寻优，对比分析了网格搜索算法，遗传算法和粒子群算法在支持向量机惩罚参数 C 与 RBF 核函数参数 σ 中的寻优能力。

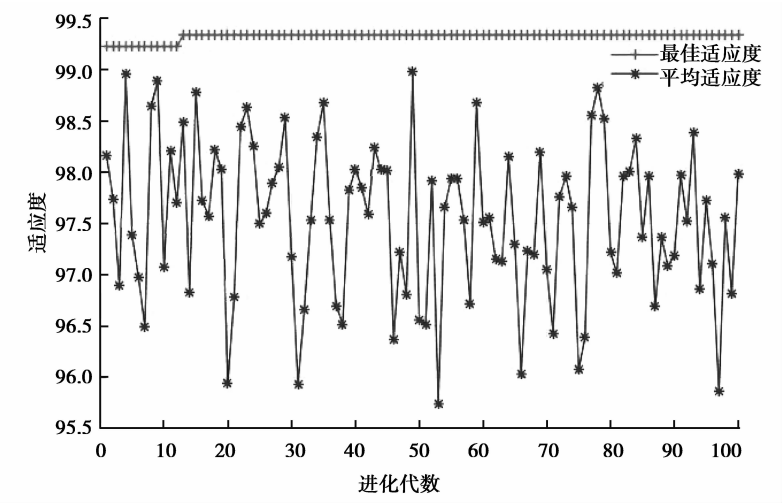

图 5 粒子群适应度曲线

Fig.5 Particle swarm fitness curve

由表 4 可知,3 种算法在优化支持向量机的参数上,其优化效果是比较接近的,但是在用时上(包括特征提取、训练时间与测试时间),粒子群算法优于遗传算法和网格搜索算法。

表 4 算法寻优性能对比

Table 4 Comparison of algorithm optimization performance

寻优算法	用时/s	识别率/%
粒子群优化算法	47.83	99.67(299/300)
遗传算法	79.37	99.00(297/300)
网格搜索算法	63.85	99.00(297/300)

研究分别采用了决策树(DT),BP 神经网络,深度信念网络(DBN),常规 SVM 等常用算法,使用相同的数据样本进行训练与测试,随机选择训练与测试样本,并与 PSO-SVM 算法进行比较,测试准确率取 10 次平均值。对比结果如表 5 所示。决策树用时较少,但故障诊断准确率有待提高;BP 神经网络利用特征样本训练,在迭代 30 次之后的识别率为 93.33%,低于 PSO－SVM 方法。DBN 输入为归一化之后的原始数据集,由于网络包括 3 层隐含层,因此用时较多,但识别率较低,由此可见,深度网络在小样本的情况下并不适用;使用 Matlab 的默认 SVM 参数,虽然用时较少,但识别率较低;而在使用粒子群算法优化之后,识别率有了显著提高。

表 5 不同分类器的分类指标

Table 5 Classification index of different classifiers

分类器	用时/s	识别率/%
DT	17.77	94.67
BP	44.62	93.33
DBN	241.32	85.00
SVM	32.34	80.33
PSO-SVM	47.83	99.67

5 结 论

在轴承故障诊断中,常见的诊断方法都没有考虑不同严重程度的轴承故障对诊断的影响,因此,选取的特征向量尽管维数较低且分类准确率较高,但在实际应用中,分类效果并不理想。

研究从故障诊断的实际应用出发，验证了不同严重程度的轴承故障对分类准确率的影响。在此基础上，分析了振动信号的时域特征与小波包能量特征，使提取的特征在实际诊断中具有较好的可靠性和敏感性。

不仅特征的选取对支持向量机的分类效果有比较大的影响，合适的惩罚参数与 RBF 核函数参数，也能提高它的分类效果。研究采用粒子群算法对 SVM 的参数进行寻优，并与网格搜索算法和遗传算法进行了对比。实验结果表明，网格搜索算法、遗传算法及粒子群算法，在基于 SVM 的轴承故障识别中，对提高识别率都有较好的效果，但在寻优时间上，粒子群算法优于网格搜索算法和遗传算法。

综上所述，提出的轴承故障诊断方法不仅诊断准确率高，而且实用性强。

参考文献：

[1] Zhou W, Habetler T G, Harley R G. Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4260-4269.

[2] 丁瑞成，黄友锐，陈珍萍，等.LMD 和 SVM 相结合的电机轴承故障诊断研究[J].组合机床与自动化加工技术，2016(8)：81-84.
DING Ruicheng, HUANG Yourui, CHEN Zhenping, et al. Fault diagnosis of motor bearings based on LMD and SVM[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2016(8): 81-84.

[3] Bu Y, Wu J, Ma J, et al. The rolling bearing fault diagnosis based on LMD and LS-SVM[C]//Chinese Control and Decision Conference. Changsha, China: IEEE, 2014: 3797-3801.

[4] Saidi L, Ben Ali J, Fnaiech F, et al. Bi-spectrum based-EMD applied to the non-stationary vibration signals for bearing faults diagnosis[C]//Soft Computing and Pattern Recognition. Tunisia: IEEE, 2014: 25-30.

[5] Zhang X, Liang Y, Zhou J, et al. A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM[J]. Measurement, 2015, 69(6): 164-179.

[6] Li C, Zong X, Gudake M. A survey of online fault diagnosis for pv module based on BP neural network[C]//International Conference on Smart City and Systems Engineering. Dalian, China: IEEE Computer Society, 2016: 483-486.

[7] Muralidharan V, Sugumaran V. Feature extraction using wavelets and classification through decision tree algorithm for fault diagnosis of mono-block centrifugal pump[J]. Measurement, 2013, 46(1): 353-359.

[8] Rajeswari C, Sathiyabhama B, Devendiran S, et al. Bearing fault diagnosis using wavelet packet transform, Hybrid PSO and support vector machine[J]. Procedia Engineering, 2014, 97(12): 1772-1783.

[9] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[J]. Neural Networks IEEE Transactions on, 1995, 10(5): 988-999.

[10] Zhang X L, Chen W, Wang B J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using support vector machine with ant colony algorithm for synchronous feature selection and parameter optimization[J]. Neurocomputing, 2015, 167: 260-279.

[11] Chen F, Tang B, Chen R, et al. A novel fault diagnosis model for gearbox based on wavelet support vector machine with immune genetic algorithm[J]. Measurement, 2013, 46(1): 220-232.

[12] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Tunisia: IEEE, 1995: 1942-1948.

[13] 周绍磊，廖剑，史贤俊.RBF-SVM 的核参数选择方法及其在故障诊断中的应用[J].电子测量与仪器学报，2014，28(3)：240-246.
ZHOU Shaolei, LIAO Jian, SHI Xianjun. Selection of nuclear parameters for RBF-SVM and its application in fault diagnosis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(3): 240-246.

[14] 许允之，方磊，张建文，等.基于最小二乘支持向量机的电机故障鉴别[J].电力系统保护与控制，2012，40(14)：63-68.
XU Yunzhi, FANG Lei, ZHANG Jianwen, et al. Motor fault identification based on least squares support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(14): 63-68.

[15] Chang C C, Lin C J. Libsvm: A library for support vector machines[J]. Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology, 2007, 2(3): 389-396.

（编辑　侯　湘）