

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2022.04.007

# 基于 GAPSO-SVM 的多级齿轮箱故障诊断新方法

杨秀芳, 何亚鹏, 徐雨达, 邵 伟

(西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 多级齿轮箱是机械传动的重要部件, 针对运行过程中的状态识别问题, 研究并提出一种基于振动信号的小波包分解能量谱特征提取和支持向量机(support vector machine, SVM)的智能评估新方法。用小波包分解算法对振动信号进行分解, 提取时频信号的能量谱构建多级齿轮箱状态特征集, 训练 SVM 模型。针对 SVM 的惩罚因子  $C$  和高斯核参数  $g$  选择困难的问题, 结合遗传算法(genetic algorithm, GA)和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)的基因粒子群算法(genetic algorithm-particle swarm optimization, GAPSO)优化 SVM 参数。GAPSO 同时具有 GA 全局搜索的性能和 PSO 快速收敛特点。将优化后的 SVM 算法应用于多级齿轮箱故障诊断, 结果表明, GAPSO-SVM 模型故障识别精度为 98.55%, 高于基本的 SVM、PSO-SVM 和 BP 神经网络, 而且泛化能力强, 该方法更适合多级齿轮箱故障诊断。

**关键词:** 故障诊断; 小波包分解能量谱; 基因粒子群算法; 支持向量机

**中图分类号:** TH165.3, TP18      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1006-4710(2022)04-0519-07

## A new fault diagnosis method for multistage gearbox based on GAPSO-SVM

YANG Xiufang, HE Yapeng, XU Yuda, SHAO Wei

(Faculty of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Multistage gearbox is an important part in mechanical transmission. Aiming at the problem of state recognition during operation, a new intelligent evaluation method based on the wavelet packet decomposition energy spectrum feature extraction and support vector machine (SVM) is researched and proposed. The wavelet packet decomposition algorithm is used to decompose the vibration signal, with the energy spectrum of the time-frequency signal extracted to construct multistage gearbox state feature set. In view of the difficulty in selecting the factor  $C$  and Gaussian kernel parameter  $g$  of SVM, genetic algorithm-particle swarm optimization (GAPSO), which combines genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO), optimizes SVM parameters. GAPSO has both the global search performance of GA and the fast convergence of PSO. The optimized SVM algorithm is applied to fault diagnosis of multi-stage gearbox. The results show that the fault identification accuracy of GAPSO-SVM model is 98.55%. The accuracy is higher than that by the basic SVM, PSO-SVM and BP neural network, and has strong generalization ability. This method is more suitable for fault diagnosis of multistage gearbox.

**Key words:** fault diagnosis; time-frequency energy spectrum; genetic algorithm-particle swarm optimization; support vector machine

机器学习近年来得到飞速发展。支持向量机(support vector machine, SVM)是 AT&Bell 实验室的 Vapnik 提出的针对分类和回归问题的经典机器学习模型, 它建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理(structural risk minimization

principle, SRM)基础上。神经网络模型是基于经验风险最小原理(empirical risk minimization principle, ERM), 这会导致神经网络学习的过拟合问题, 其原因一一是要求训练样本数趋于无穷大, 而实际样本是不充分的, 二是学习机器设计不合理, 在没有足

收稿日期: 2022-03-08; 网络出版日期: 2022-09-14

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1294.n.20220913.1634.014.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51775433); 陕西省重点研发计划资助项目(2021GY-260)

通信作者: 杨秀芳, 女, 硕士, 副教授, 研究方向为信号处理与智能故障诊断。E-mail: yxf5078@xaut.edu.cn

够样本的情况下,经验风险最小并不能满足期望风险最小的要求。支持向量机 SVM 基于最大间隔超平面、凸二次规划、Mercer 核、稀疏解和松弛变量等理论,具有良好的泛化能力,能够解决小样本、非线性和高维模式识别问题,在包括生物信息学、语音识别和大气污染预警等领域获得成功应用<sup>[1-5]</sup>。

在机械状态监测和智能故障诊断方面,由于受到有效样本数量的限制,SVM 获得广泛应用。王一鹏等<sup>[6]</sup>基于小波包混合特征和非线性 SVM 对数控机床的轴承进行故障诊断,取得了比线性 SVM 更好的结果,瞿益丹<sup>[7]</sup>对轴承振动信号进行了 Hilbert-Huang 变换,提取信号能量特征训练 SVM 模型,用训练的 SVM 故障分类识别器对故障信号进行了分类。楼军伟等<sup>[8]</sup>对振动信号进行集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),提取 EEMD 信号熵构建训练样本和识别样本故障特征集,训练 SVM 滚动轴承智能故障诊断分类识别器,结果表明该方法在小样本的情况下能准确识别轴承故障,当样本数增加时识别准确性也会提高。周建民等<sup>[9]</sup>在 SVM 参数选择方面,采用遗传算法(genetic algorithm, GA)对 SVM 的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  进行优化,寻找 SVM 的最优模型,用美国辛辛那提大学智能维护系统中心轴承疲劳寿命试验台数据训练模型,结果表明 GA-SVM 模型对故障诊断达到满意结果。时培明等<sup>[10]</sup>在风机齿轮箱轴承故障诊断的研究中,也用 GA 算法优化了 SVM 模型参数,结果表明,提高了风电机组轴承故障的识别准确率。时培明等<sup>[11]</sup>在对多级齿轮传动系统试验台的故障诊断中,通过深度学习特征的提取、训练 PSO-SVM 智能诊断模型,结果表明,该模型实现了中速轴大齿轮不同故障类型的识别。韩松等<sup>[12]</sup>在滚动轴承故障诊断中,用主成分分析(principal component analysis, PCA)方法对 8 维的原始变量进行降维处理,用降维后的变量建立 SVM 分类模型,结果表明,建立的 PCA-SVM 模型分类效果会更好。黄静等<sup>[13]</sup>在滚动轴承故障分类中,将振动信号转化为时域和频域组成的特征集,利用粒子群算法生成 SVM 的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$ ,训练 SVM,通过交叉验证获取最优适应度对应的  $C$  和  $g$ ,实验结果表明,识别样本的正确率有明显提高。以上的 SVM 优化算法,在故障诊断和故障识别中都优于基本的 SVM,但 PSO 优化算法存在陷入局部优的风险,GA 优化算法存在寻优时间长的缺陷。

本文以多级齿轮箱故障实验台为研究对象,利用 SVM 做分类器,引入了基因粒子群算法(genetic

algorithm-particle swarm optimization, GAPSO),对 SVM 参数进行优化,提出了一种基于小波包分解能量特征提取和基因粒子群支持向量机(GAPSO-SVM)状态识别相结合的智能诊断模型,实现了更优更高精度的多级齿轮箱故障类型识别。

## 1 理论分析

### 1.1 小波包能量特征提取

齿轮箱振动信号中包含着丰富的工况信息。当齿轮箱运行时,如果工况发生变化,在时域信号中,表现出幅值大小发生变化、幅值的概率分布发生变化,在频域中,不同频率的能量分布也会发生相应的变化,同时时频能量也会发生变化。考虑到齿轮箱振动信号具有随机性和非平稳性,在对测量信号进行特征提取时,首选统计特征。本文采用小波包分解算法将信号分解在不同的频段,提取分解信号的能量谱,构建故障统计特征集。

小波包分解的 Mallat 算法为:

$$\begin{cases} d_{j+1}^{2n}(k) = \sum_l h_{l-2^{-1}k} d_j^n(l) \\ d_{j+1}^{2n+1}(k) = \sum_l g_{l-2^{-1}k} d_j^n(l) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $d_j^n(l)$  表示信号  $S$  在第  $j$  层的小波包系数;  $d_{j+1}^{2n}$ 、 $d_{j+1}^{2n+1}$  为第  $j+1$  层上两个子空间上的小波包系数;  $h_{l-2^{-1}k}$ 、 $g_{l-2^{-1}k}$  分别是由第  $j$  层到第  $j+1$  层的分解系数。

小波包分解信号的能量谱为:

$$E_j = \sum_l |d_j^n(l)|^2 \quad (2)$$

### 1.2 PSO 和 GA 基本原理

齿轮箱振动信号中包含着丰富的状态信息。PSO 的思想源于对鸟群捕食行为的研究,鸟在捕食过程中,如果一个鸟捕获到当前最佳食物,其他鸟会向最佳食物方向飞,通过这种方式达到群体最优目的,这是一种群体智能的优化方法。如果将种群中每个个体看成一个  $D$  维空间的粒子(或几何点),每个粒子根据个体和群体的最佳适应度调整自己的行进速度和位置。第  $i$  个个体表示为  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ , 其经历的最佳的适应值记为  $\mathbf{pbest}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ , 群体经历过的最好适应值记为  $\mathbf{gbest} = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ 。个体  $i$  的速度为  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ , 在迭代过程中,个体  $i$  的第  $d$  个维度粒子的更新速度和更新位置用式(3)和式(4)<sup>[13]</sup>计算。

$$v_{id}^k = \omega v_{id}^{k-1} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^{k-1}) + c_2 r_2 (g_d - x_{id}^{k-1}) \quad (3)$$

$$x_{id}^k = x_{id}^{k-1} + v_{id}^k \quad (4)$$

式中: $\omega$  称为惯性权重; $d = 1, 2, \dots, D$ ;如果种群的规模为  $N$ ,则  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $k$  为当前迭代进化代数; $v_{ki}$  为粒子速度; $c_1$  和  $c_2$  为学习步长; $r_1$  和  $r_2$  为两个随机函数,取值在  $(0, 1)$ 。在迭代过程中粒子的位置和速度限制在某一范围内,即在迭代过程中, $x_{ki}$ 、 $v_{ki}$  的值不能超出边界值,超出边界这个粒子速度和位置就用边界值代替。

本文用到 PSO 算法和 GA 算法寻找 SVM 中的最优超参数  $C, g$ , 即式(3)、式(4)中的几何点  $x$  是两维的,它就是  $C$  和  $g, d = 1, 2$ , 表示两维。若种群的规模是 20, 也就是每一代有 20 个  $C$  和  $g$ , 即  $i = 1, 2, \dots, 20$ 。

GA 模拟了自然界中生物的遗传机理和进化机制,它是一种全局的自适应搜索算法,具有内在的全局自适应特点<sup>[10]</sup>,不需要确定的法则。GA 基本思想和算法如下。

- 1) 设置 GA 种群规模、交叉概率和变异概率。
- 2) 设置种群中个体的取值范围,用随机函数生成个体值。
- 3) 计算个体适应度,模拟轮盘赌法则选择下一代的个体。个体能否遗传到下一代,或者说保留下来,取决于该个体的适应度值,适应度越大,该个体遗传到下一代的几率就越大。
- 4) 基因交叉。对选择出的个体进行两两配对,交叉算法为:

$$\begin{cases} x_{i+1}^i = \alpha x_i^i + (1 - \alpha)x_i^{i+1} \\ x_{i+1}^{i+1} = \alpha x_i^{i+1} + (1 - \alpha)x_i^i \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\alpha$  的取值范围为  $0 \sim 1$ ;  $x_i^i$ 、 $x_i^{i+1}$  是两个个体; $x_{i+1}^i$ 、 $x_{i+1}^{i+1}$  是交叉后的新个体。

5) 基因变异。设定基因变异范围  $[A_{\min}, A_{\max}]$ , 根据变异概率判断是否进行变异操作。变异概率通常选取在  $0.0001 \sim 0.1$ , 变异算法为:

$$x_{i+1}^i = \begin{cases} x_i^i + rand * (A_{\max} - x_i^i), & \text{random}(0, 1) = 0 \\ x_i^i - rand * (x_i^i - A_{\min}), & \text{random}(0, 1) = 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $rand$  是随机数,其值在  $(0, 1)$ ;  $random$  表示 0 或 1。从式(6)中可以看出,变异后的个体值仍在  $[A_{\min}, A_{\max}]$ 。

### 1.3 GAPSO 算法

PSO 算法搜索速度快,但对处理多峰搜索任务时易陷入局部最优从而过早收敛。GA 具有全局搜索能力,但相比 PSO 算法收敛速度慢。所以 GAPSO 对粒子群更新方面,同时采用 PSO 算法和 GA 更新粒子群,GA 的选择操作、交叉操作和变异操作,增加种群中个体的离散性和多样性,避免搜索过程陷入局部最优,PSO 算法加快收敛速度。另外,在 GA 更新种群时,采用了最优个体保存策略,先对

个体的适应度值进行由大到小的降级排序,适应度靠前的数个个体,不参加交叉、变异操作,直接遗传到子代,子代种群是由父代适应度靠前的个体以及进行了交叉和变异的个体组成。GAPSO 算法流程见图 1。

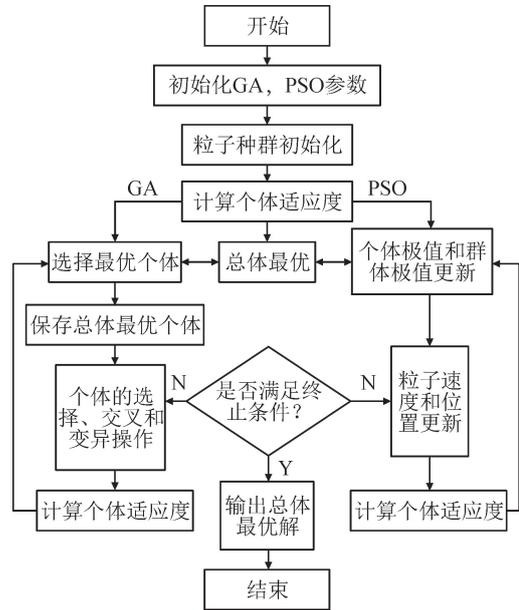


图 1 GAPSO 算法流程  
Fig. 1 GAPSO algorithm flow

### 1.4 SVM 参数优化

#### 1.4.1 SVM 原理

SVM 学习策略是使不同类别之间距离最大化原则,它的基本思想是通过核函数,对训练样本进行升维处理,即将样本从低维空间映射到一个高维特征空间。这种映射一般是非线性的,以便在高维空间构造出最优分类超平面,实现样本的有效分类<sup>[9-14]</sup>。

设训练样本集为  $T = [(x_i, y_i)]$ , 其中  $x_i$  是第  $i$  个样本,  $y_i$  是样本的标签,样本的决策方程为  $y(x) = w \cdot x + b$ ,  $w, b$  为待定参量,  $x$  为自变量。决策超平面满足  $w \cdot x + b = 0$ , 距离决策超平面最近且平行于决策超平面的直线用  $w \cdot x + b = 1$  和  $w \cdot x + b = -1$  表示,两个类别的支持向量到决策超平面的距离之和为  $r = \frac{2}{\|w\|}$ , 最优决策超平面满足  $r$  的值为最大,这等价于求  $\|w\|$  最小,分类问题转化为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s. t. } y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

应用拉格朗日乘法可求解出式(7)中的  $w, b$ 。其中:

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (8)$$

$$b = y_j - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \cdot x_j \quad (9)$$

式中  $\alpha_i$  是拉格朗日乘子, 且  $\alpha_i \geq 0$ 。

从而可得到最优超平面决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}[\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b] = \text{sgn}\left[\sum_{i,j=1}^n a_i y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) + b\right] \quad (10)$$

本文以二级减速齿轮箱故障模拟实验平台为研究对象, 对获取的振动信号进行了 3 层小波包分解, 获得 8 个频段的时频能量谱, 该能量谱值就是式(7)~(10)中的  $\mathbf{x}$ , 如果样本数是 279, 那么公式中的  $i, j=1, 2 \dots 279, y_i$  是样本的标签。本实验台可以模拟齿轮的三种状态——正常齿轮、点蚀齿轮和断齿齿轮,  $y_i$  只有三个值 1, 2, 3。

对于低维不可分问题, SVM 引入了核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  代替式(10)中的  $(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j)$ , 见式(11), 这样解决了线性不可分的问题, 这也称为 SVM 的核变换。核函数的性质是影响 SVM 分类性能的关键因素<sup>[15]</sup>。在 SVM 实际应用中, 选择适合样本数据的核函数是目前研究的一个热点, 优良的核函数能够增强 SVM 决策函数的可解释性与鲁棒性<sup>[16-17]</sup>。高斯核函数是 SVM 最常用的非线性映射函数, 经验证高斯核函数在处理线性不可分问题方面表现良好, 其表达式见式(12)。

$$f(x_j) = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^n a_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b\right] \quad (11)$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2g^2}\right) \quad (12)$$

核函数的引入, 使得实际运算在低维空间进行, 这样以最少的运算量获得最优超平面决策函数, 这也是 SVM 有别于其他机器学习的最突出特点。

最优超平面  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$  能将两类样本完全分开, 这样要求很严格, 但并不是最佳, 如当个别样本受到噪声干扰时, 这样确定的决策平面并不是最佳的, 为了放宽条件, 引入松弛因子  $\xi_i$  和惩罚因子  $C$ 。新的目标函数:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (13)$$

同样, 用拉格朗日乘子法求解式(13)的变量  $\mathbf{w}$ 、 $b$  和  $\xi_i$ 。

高斯核函数超参数  $g$  的取值大小对决策超平面的影响表现为  $g$  越小, 低维空间拟合的决策超平面越复杂, 越容易出现过拟合, 这种分类模型的泛化能力差。反之分类结果粗糙, 表现为欠拟合现象。式(13)中惩罚因子  $C$  的取值会对 SVM 的经验风险与结构风险有影响。一般情况下,  $C$  越大, 结构风险越大, 经验风险越小, SVM 模型表现出过拟合现象。

反之, 结构风险越小, 经验风险越大。所以, 高斯核函数参数  $g$  和惩罚因子  $C$  的取值对支持向量机的分类结果有重要影响。优化 SVM 参数就是对惩罚因子  $C$  和高斯核函数参数  $g$  的优化。

### 1.4.2 GAPS0 优化 SVM

本文提出利用 GAPS0 优化 SVM 的参数  $C$  和  $g$ 。GAPS0 算法基本步骤为: ①目标函数的确定。本文目标函数为 SVM 的预测输出与样本的真实标记之间的差异, 差异越小, SVM 模型越好; ②确定种群规模(本文为 20)及粒子个体维度(SVM 要优化的参数是  $C$ 、 $g$ , 所以是二维); ③确定种群个体每个维度范围(即上下限)、循环次数、个体交叉概率以及变异概率; ④用种群的每个个体  $C$  和  $g$  训练 SVM 模型, 计算每个个体适应度。适应度是衡量种群中个体优劣的标准, 适应度越大个体越优。本文的适应度采用 SVM 的交叉验证准确率; ⑤根据适应度大小分别确定 PSO 种群最优个体和 GA 种群的最优个体, 进而得到 GAPS0 本次迭代的最优个体并更新全局最优个体, 保存它们, 以便遗传给下一代; ⑥判断全局最优个体的适应度是否满足条件或判断迭代次数是否达到终止条件, 如果满足条件输出全局最优个体  $C$  和  $g$ , 否则继续更新种群的个体; ⑦用 PSO 算法对种群个体进行速度更新和位置更新, 产生子代种群, 用 GA 算法对种群个体进行选择操作、交叉和变异操作, 产生子代种群个体; ⑧返回到步骤④, 直到满足终止条件, 得到全局最优的惩罚系数  $C$  和高斯核函数参数  $g$  的值, 输出最优  $C$  和  $g$ ; ⑨结束寻优过程。

用 GAPS0 优化 SVM 参数  $C$  和  $g$  流程见图 2。

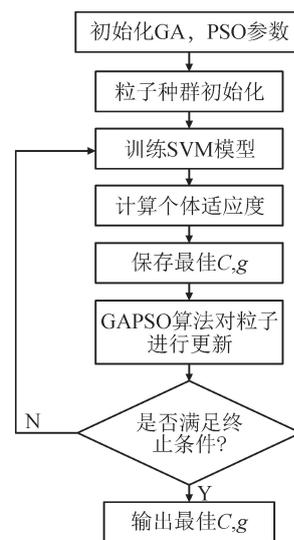


图 2 GAPS0 优化 SVM 参数流程

Fig. 2 GAPS0 optimizing SVM parameter flow

## 2 实验验证

### 2.1 GAPSO-SVM 用于多级齿轮箱故障诊断

#### 2.1.1 数据来源及预处理

本文数据来自西安交通大学智能仪器与监测诊断研究所的变转速变载荷的多级齿轮箱故障模拟实验平台,见图 3。加速度传感器为 PCB 公司的 M601A01 型一体化加速度传感器,其灵敏度为 100 mV/g,量程为  $\pm 50g$ ,频率响应范围为 0.27~10 kHz,实验信号采集用北京优采的 UA306 采集器,采集器通过率 250kHz。实验台中齿轮箱内齿轮均为圆柱齿轮,其中输入轴上的齿数为 26;中间轴上与输入轴齿轮啮合的齿轮齿数为 64,中间轴上三联齿轮齿数均为 40,它们分别是正常齿轮、点蚀故障齿轮和断齿故障齿轮;输出轴齿数为 85。实验中齿轮箱输入轴的转速为 900 r/min,实验中分别对齿轮正常、齿轮点蚀和齿轮断齿三种状态的振动信号进行了采集,采样频率为 16kHz,每次采样时长为 4s。不同故障下振动波形见图 4。

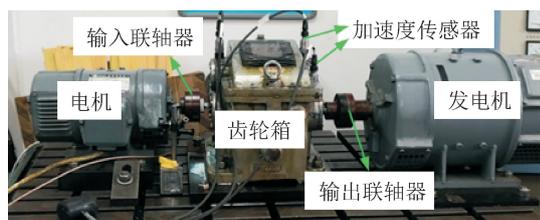


图 3 齿轮箱故障模拟实验平台

Fig. 3 Gearbox fault simulation experiment platform

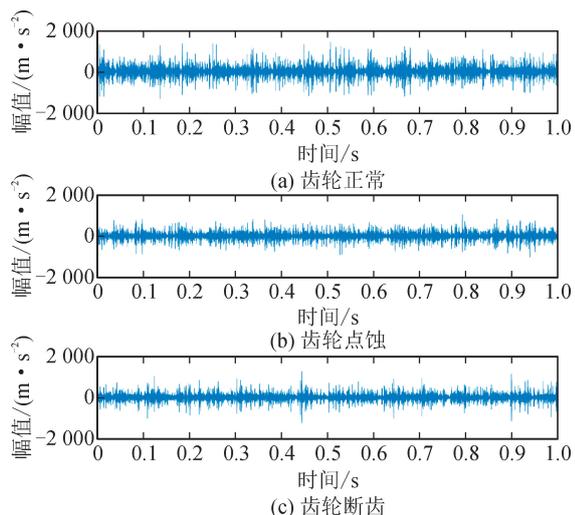


图 4 测量信号

Fig. 4 Measuring signal

#### 2.1.2 基于 GAPSO-SVM 故障诊断流程

基于 GAPSO-SVM 的多级齿轮箱故障诊断流程见图 5。先对采集到的振动数据进行预处理,得

到归一化的特征向量数据集,并将特征向量数据集划分为训练数据集和测试数据集。设置 GAPSO 参数如种群大小、迭代次数、交叉概率、变异概率、惩罚因子  $C$  和高斯核参数  $g$  的取值范围,并确定适应度函数。利用 GAPSO 算法确定  $C$ 、 $g$  最优解。利用最优  $C$ 、 $g$  和训练数据集生成多级齿箱故障诊断的 SVM 模型。最后用该模型对测试数据进行故障识别,输出测试结果分类的准确率,完成故障诊断。

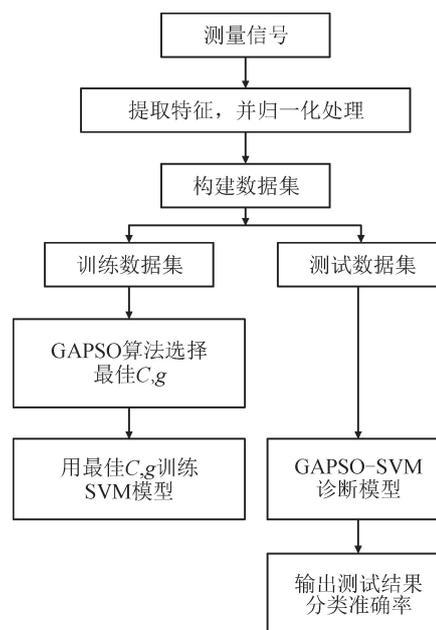


图 5 GAPSO-SVM 多级齿轮箱故障诊断流程

Fig. 5 GAPSO-SVM Multi-stage gearbox fault diagnosis process

### 2.2 试验结果分析

实验中,齿轮正常、齿轮点蚀和齿轮断齿的样本各 93 个,共有样本 279 个,每个样本有 2 048 个测量数据。提取各样本的小波包分解能量谱特征,并对其进行归一化处理,构建特征向量数据集,数据集大小为 279 行 9 列的矩阵,279 表示样本数,9 包括 8 个特征值和 1 个标签值。划分数据集为训练数据集和测试数据集,训练数据集有 210 个样本、测试数据集有 69 个样本。设置 GAPSO-SVM 参数搜索范围  $C[0.1,100]$ , $g[0.01,100]$ ,种群规模为 20,迭代次数为 100,杂交概率为 0.75(交叉概率通常情况下取 0.4~0.99),变异概率取 0.05(变异概率通常情况下选取 0.000 1~0.1),最佳适应度采用 SVM 最大交叉验证正确率。图 6 是 GAPSO-SVM 参数寻优过程中,最佳适应度和平均适应度变化曲线,这次寻优的最佳参数组合为  $bestC = 8.509 2$ , $bestg = 0.694 7$ ,其中最佳适应度在最初几代时陷入局部最优,但在接近迭代次数 21 次时跳出局部最

优寻找到全局最优,准确率也达到 98.57%。

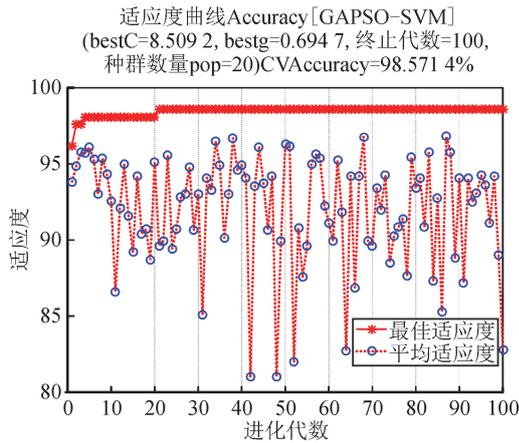


图6 GAPS0-SVM 寻优过程中适应度变化曲线  
Fig. 6 GAPS0-SVM fitness change curve in the process of optimization

用最佳参数组合训练的 GAPS0-SVM 模型对测试集的 69 组样本进行故障识别分类,结果见图 7。由图 7 可以看到,第 43 个样本识别分类错误,故障识别分类准确率达到 98.55%。

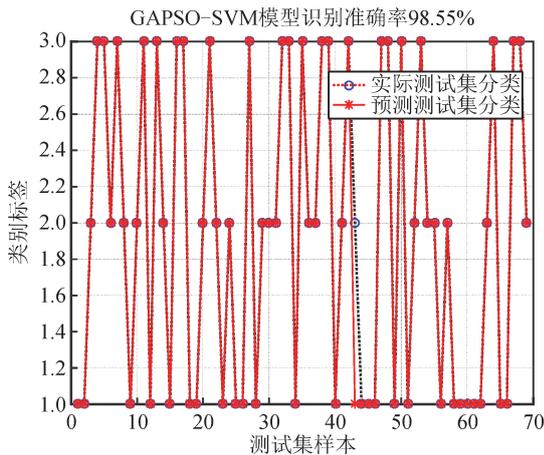


图7 GAPS0-SVM 模型故障诊断结果  
Fig. 7 GAPS0-SVM model fault diagnosis result

为了验证 GAPS0-SVM 模型优势,本文用相同的训练数据集和测试集分别训练和测试了 SVM 模型( $c=1, g=1$ )和 PSO-SVM 模型,测试结果如表 1 所示。由表 1 可知,不同惩罚因子  $C$  和高斯核参数  $g$  影响 SVM 的适应度曲线和分类准确率。GAPS0-SVM 模型故障分类准确率最高,识别准确率达到 98.55%,SVM 最差为 94.2%。在 GAPS0-SVM 和 PSO-SVM 寻优过程中,最佳适应度变化曲线见图 8,可以看出 PSO-SVM 在迭代到 35 次时即陷入局部最优,而 GAPS0-SVM 则在迭代次数不超过 21 次时找到全局最优。

表 1 不同 SVM 模型分类准确率对比

Tab. 1 Comparison of classification accuracy by different SVM models

分类模型	准确率/%	运行时间/s
BP	27.44	176.56
SVM	94.20	147.45
PSO-SVM	97.10	29.77
GAPS0-SVM	98.55	94.58

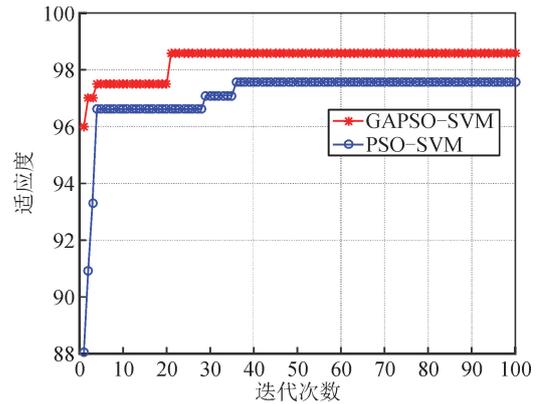


图8 两种 SVM 参数寻优算法的适应度变化曲线  
Fig. 8 Fitness curve for two SVM parameter optimization algorithms

### 3 结论

1) 结合 PSO 收敛速度快、GA 全局搜索的能力,引入 GAPS0 对 SVM 核参数  $g$ 、惩罚因子  $C$  进行优化,建立 GAPS0-SVM 模型,能有效提升多级齿轮箱故障识别分类的准确率,提高故障识别能力。

2) 用小波包分解算法对齿轮箱振动信号进行分解,提取不同频段信号的能量谱构成特征集训练 SVM,SVM 模型识别率高,这表明振动信号不同频段信号的能量谱能够表征多级齿轮箱的特征,能量谱是有效的特征参数。

3) 提升 SVM 模型故障分类准确率的主要因素包括 SVM 的核函数参数、惩罚因子的选取和有效特征参数的选取。

#### 参考文献:

- [1] KHANNA D, RANA P S. Improvement in prediction of antigenic epitopes using stacked generalisation: an ensemble approach[J]. IET Systems Biology, 2020, 14 (1):1-7.
- [2] JIN Wei, ZHANG Jianqi, ZHANG Xiang. Face recognition method based on support vector machine and parti-

- cle swarm optimization[J]. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 2011, 38(4): 4390-4393.
- [3] 郭倩岩,白静. 基于 PCA 鸟群算法的 SVM 参数优化及应用[J]. *计算机工程与设计*, 2018, 39(4): 1029-1033.  
GUO Qianyan, BAI Jing. Parameters optimization and application of SVM based on PCA-bird swarm algorithm [J]. *Computer Engineering and Design*, 2018, 39(4): 1029-1033.
- [4] 李培志. PM2.5 浓度预测模型的研究与应用——基于人群搜索算法优化后支持向量机模型[J]. *调研世界*, 2016(2): 19-24.
- [5] LI Peizhi, WANG Yong, DONG Qingli. The analysis and application of a new hybrid pollutants forecasting model using modified Kolmogorov-Zurbenko filter[J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 583: 228-240.
- [6] 王一鹏,陈学振,李连玉. 基于小波包混合特征和支持向量机的机床主轴轴承故障诊断研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(2): 59-64.  
WANG Yipeng, CHEN Xuezheng, LI Lianyu. Research on fault diagnosis of machine spindle bearing based on wavelet packet mixing feature and SVM[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(2): 59-64.
- [7] 瞿益丹. 基于 HHT 和 SVM 的流动轴承故障振动信号的诊断研究[D]. 长沙:中南大学, 2012.  
QU Yidan. Research on diagnosis of fault vibration signal of flow bearing based on HHT and SVM[D]. Changsha: Central South University, 2012.
- [8] 楼军伟,胡赤兵,赵家黎. EEMD 样本熵在轴承故障 SVM 识别中的研究[J]. *机械传动*, 2014, 38(3): 41-45.  
LOU Junwei, HU Chibing, ZHAO Jiali. Research of EEMD sample entropy in bearing fault recognition with SVM[J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2014, 38(3): 41-45.
- [9] 周建民,王发令,张臣臣,等. 基于特征优选和 GA-SVM 的滚动轴承智能评估方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(4): 227-234.  
ZHOU Jianmin, WANG Faling, ZHANG Chenchen, et al. An intelligent method for rolling bearing evaluation using feature optimization and GA-SVM[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(4): 227-234.
- [10] 时培明,梁凯,赵娜,等. 基于分形维数和 GA-SVM 的风电机组齿轮箱轴承故障诊断[J]. *计量学报*, 2018, 39(1): 61-65.  
SHI Peiming, LIANG Kai, ZHAO Na, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox bearing based on fractal dimension and GA-SVM[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2018, 39(1): 61-65.
- [11] 时培明,梁凯,赵娜,等. 基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别的齿轮智能故障诊断[J]. *中国机械工程*, 2017, 28(9): 1056-1061, 1068.  
SHI Peiming, LIANG Kai, ZHAO Na, et al. Intelligent fault diagnosis for gears based on deep learning feature extraction and particle swarm optimization SVM state identification[J]. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(9): 1056-1061, 1068.
- [12] 韩松,徐林森. 基于主成分分析和支持向量机分类模型的滚动轴承故障诊断[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(8): 3153-3158.  
HAN Song, XU Linsen. Fault Diagnosis of rolling bearing based on classification model of principal component analysis and support vector machine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(8): 3153-3158.
- [13] 黄静,张招君. 基于 GAPSO-SVM 的滚动轴承故障分类方法[J]. *软件导刊*, 2021, 20(1): 36-40.  
HUANG Jing, ZHANG Zhaojun. Rolling bearing fault classification method based on GAPSO-SVM[J]. *Software Guide*, 2021, 21(1): 36-40.
- [14] 史庆军,郭晓振,刘德胜. 基于特征量融合和支持向量机的轴承故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(10): 104-111.  
SHI Qingjun, GUO Xiaozhen, LIU Desheng. Bearing fault diagnosis based on feature fusion and support vector machine[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(10): 104-111.
- [15] 张龙,宋成洋,邹友军,等. 基于 VMD 多特征融合与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. *机械设计与研究*, 2019, 35(6): 96-104.  
ZHANG Long, SONG Chengyang, ZOU Youjun, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on VMD multifeature fusion and PSO-SVM[J]. *Machine Design & Research*, 2019, 35(6): 96-104.
- [16] NILUFAR S, RAY N, ZHANG H. Object detection with DoG scale-space: a multiple kernel learning approach[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(8): 3744-3756.
- [17] 孙曙光,张强,杜太行,等. 基于分合闸线圈电流的万能式断路器故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(2): 130-140.  
SUN Shuguang, ZHANG Qiang, DU Taihang, et al. Fault diagnosis for conventional circuit breaker based on switching coil current[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(2): 130-140.

(责任编辑 王绪迪)