

基于遗传退火优化 MSVM 的齿轮箱故障诊断*

陈法法, 汤宝平, 马婧华, 尹爱军

(重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆, 400030)

摘要 为了实现齿轮箱典型故障的自适应准确辨识, 提出一种遗传退火算法优化多核支持向量机的齿轮箱故障诊断模型。首先, 将齿轮箱故障振动信号经验模式分解为多个内禀模态分量并提取其幅值能量特征; 然后, 再基于高斯核和多项式核构建多核支持向量机; 最后, 将表征齿轮箱故障特征的内禀模态分量能量输入到遗传退火算法优化的多核支持向量机进行故障模式辨识。理论分析表明, 多核支持向量机能够逼近任意多元连续函数, 遗传退火参数优化可快速准确得到多核支持向量机的全局最优参数向量。通过齿轮箱的故障模拟实验验证了该方法的有效性, 结果表明, 相比于传统的故障诊断模型, 该方法显著提高了齿轮箱典型故障的诊断精度和泛化推广能力。

关键词 遗传退火算法; 多核支持向量机; 齿轮箱; 故障诊断

中图分类号 TH165.3; TP18

引言

齿轮箱作为各类机械的变速传动部件, 其中的齿轮、轴承和轴系的工作情况十分复杂, 各种典型故障相互耦合, 故障征兆与故障模式之间往往表现为复杂的非线性映射关系^[1]。传统的智能学习模型难以准确实现多类故障的有效分离, 支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)基于结构风险最小化原则, 克服了传统机器学习模型易陷入局部极小的缺陷, 具备解决多类故障准确分离的巨大潜质。多核混合支持向量机(multi-kernel support vector machine, 简称 MSVM)是在传统单核 SVM 的基础上, 通过对各类独立核进行加权融合而形成的一种新型机器学习模型^[2]。MSVM 继承了传统单核 SVM 的泛化推广能力和自学习能力, 同时通过合理调节各个独立核函数的权重因子, 进一步提升了单核 SVM 的自适应性和鲁棒性。然而, 在利用 MSVM 进行齿轮箱故障辨识的过程中, 各个独立核的核函数参数及其权重因子的合理选择将直接影响 MSVM 的辨识性能, 传统方法采取试凑法或遍历优化法不仅运算复杂而且得到的未必是全局最优解, MSVM 的自适应诊断能力难以得到有效提高。

遗传算法(genetic algorithm, 简称 GA)是模拟生物界的遗传机制而形成的一种自适应优化算

法^[3]。模拟退火算法(simulated annealing, 简称 SA)源于统计学中对固体退火过程的简单模拟而建立起的一种随机搜索技术^[4]。单独使用 GA 容易出现过早收敛, 单独使用 SA 优化效率较低。将二者结合起来形成遗传退火算法(genetic simulated annealing algorithm, 简称 GA-SA), 利用遗传算法快速得到一个较优的 MSVM 参数群体, 利用模拟退火算法对该参数群体进行局部搜索, 进而实现对 MSVM 控制参数的最佳择优。实验分析表明, 该模型具有更强的收敛能力和较高的辨识精度, 能够显著提高 MSVM 的泛化推广能力和稳定性。

1 多核混合支持向量机

1.1 支持向量机

SVM 的核心思想是通过核函数将输入空间的样本从原空间映射到高维特征空间。给定样本集 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中输入样本 $x_i \in R^n$, 输出样本 $y_i \in \{-1, +1\}$, SVM 通过核函数 $K(x_i, x_j)$ 将输入样本映射到 N 维特征空间, 并在 N 维特征空间构造最优分类超平面 $\sum_{i=1}^N w_i k(x, x_i) + b = 0$ 。SVM 要求最优超平面中分类间隔 $2/\|\omega\|$ 达最大, 在此引入松弛变量, 则最优超平面转化为以下约束

* 国家自然科学基金资助项目(51275546, 51375514); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20130191130001)
收稿日期: 2012-07-02; 修回日期: 2012-12-10

优化问题

$$\begin{cases} \min_{w,b,e} J(w,e) = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{k=1}^n e_k^2 \\ \text{s. t. } y_k (w^T \phi(x_k) + b) \geq 1 - e_k \quad (k=1,2,\dots,n) \end{cases} \quad (1)$$

其中: e_k 为松弛变量; C 为惩罚系数。

利用拉格朗日乘子, 将其转化为对偶最优化问题, 则最终的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i k(x, x_i) + b\right) \quad (2)$$

1.2 多核支持向量机

在利用 SVM 进行故障辨识过程中, 核函数的选择至关重要, 不同的核函数对应不同的判别函数, 进而直接影响 SVM 的辨识精度^[5]。SVM 的核函数主要包括局部性核函数和全局性核函数, 高斯核函数为典型的局部核函数, 描述如下

$$K_{\text{RBF}}(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

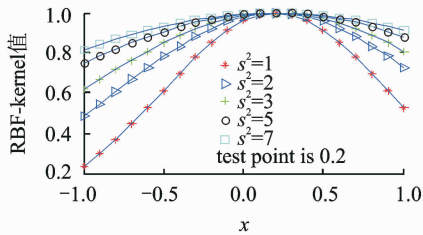


图1 高斯核函数测试曲线

Fig. 1 Gaussian kernel function test curve

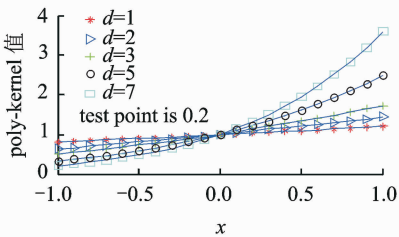


图2 多项式核函数测试曲线

Fig. 2 Polynomial kernel function test curve

图1为高斯核函数在 σ^2 分别取 1, 2, 3, 5, 7 时的曲线图, 以 $x_i = 0.2$ 为测试点。从图1可以看出, 核函数的值仅仅在测试点 0.2 附近的小邻域内有明显变化, 因此高斯核是一个局部核函数。多项式核函数为典型的全局核函数, 描述为

$$K_{\text{poly}}(x_i, x_j) = (x_i^T - x_j + 1)^d \quad (4)$$

图2为多项式核函数在 d 分别取 1, 2, 3, 5, 7 时的曲线图, 依然以 $x_i = 0.2$ 为测试点。从图2可以

看出, 核函数的值在远离测试点 0.2 时才有明显变化, 因此多项式核是一个全局核函数。

局部核函数学习能力强, 泛化能力弱; 全局核函数泛化能力强, 学习能力弱^[6]。传统的 SVM 采用单个核函数, 能够有效解决简单数据的分类辨识问题, 但是对于多个复杂数据源的齿轮箱故障诊断问题却存在一定的局限性。为了使 SVM 具有更好的学习能力和泛化性能, 提出将局部核 K_{RBF} 和全局核 K_{poly} 结合起来, 构造混合核 SVM

$$K_{\text{mix}}(x_i, x_j) = \lambda K_{\text{RBF}}(x_i, x_j) + (1 - \lambda) K_{\text{poly}}(x_i, x_j) \quad (5)$$

其中: x_i 和 x_j 为输入空间的特征向量; σ 和 d 分别为高斯核函数和多项式核函数的核函数参数; λ ($0 < \lambda < 1$) 为调节参数。

混合核 SVM 兼具了各个独立核的优点, 具有更好的分类辨识性能。

2 遗传退火算法优化 MSVM

遗传退火算法是在遗传算法的基础上融入了退火机制而形成的一种新型进化优化算法^[4]。GA-SA 算法利用温度参数 T , 在产生的一系列马尔科夫链中, 基于遗传操作不断产生新解、适应度函数评价新解、Metropolis 接受准则^[7]选择新解, 不断对当前解进行迭代, 实现 MSVM 控制参数的最佳择优。

2.1 基本原理

在遗传退火算法 GA-SA 优化 MSVM 的过程中, 以 MSVM 的权重因子 λ 、惩罚参数 c 、核函数参数 σ 和 d 组成染色体的实数基因向量 \mathbf{X} 为

$$\mathbf{X} = [\lambda, c, \sigma, d] \quad (6)$$

利用 MSVM 对训练样本的分类准确率 f 来评价各个染色体的优劣。采用 Metropolis 接受准则确定新染色体 p'_i 是否进入下一代种群。在 Metropolis 接受准则中采用动态调温策略, 设 $t_{i+1} = (1 - 1/i)^m t_i$, 其中: t_i 为第 i 次进化时的退温参数; $m \in \mathbb{Z}$ 用于控制温度的下降速度。为了防止当前种群的最优解在下一代中丢失, 采用精英保留策略, 比较新解 x 的适应度 f 与种群中的最优解 x^* 的适应度 f^* , 若 f 优于 f^* , 则用 x 和 f 分别替换 x^* 和 f^* 。

2.2 GA-SA 的参数优化流程

基于遗传退火优化 MSVM 参数算法流程如图3所示, 具体步骤如下。

1) 初始化控制参数: 设置种群规模为 S , 独立

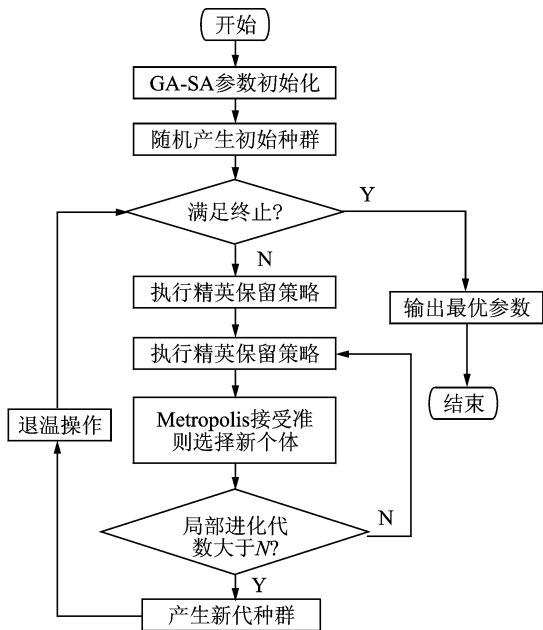


图3 基于遗传退火优化MSVM参数的算法流程

Fig. 3 The optimization process for MSVM parameters based on genetic annealing algorithm

进化代数为 N , 最大进化代数为 M , 种群的交叉概率为 p_1 , 变异概率为 p_2 , 初始退火温度为 T_0 , 全局进化代数变量 $l_1 = 0$, 随机产生初始种群。

2) 根据 MSVM 对训练样本的测试结果, 评价当前种群各个体的适应度, 基于精英保留策略, 将当前最优个体存放于记忆器中。

3) 若当前种群中最优个体满足收敛条件, 则进化过程结束, 返回全局最优个体, 否则初始化局部进化代数变量 $l_2 = 0$ 。

4) 对于确定退火温度 T_i 下的种群实施如下操作, 以产生一个新种群: a. 从当前种群中随机选取个体 x_i, x_j , 按交叉概率 p_1 进行实值交叉操作, 产生两个新个体 x'_i, x'_j , 计算适应度 $f(x'_i), f(x'_j)$, 依照 Metropolis 接受准则选择新个体, 同时更新记忆器; b. 对交叉后的个体按变异概率 p_2 进行实值变异操作, 计算变异个体的适应度, 依照 Metropolis 接受准则选择新个体, 同时更新记忆器。

5) $l_1 = l_1 + 1, l_2 = l_2 + 1$, 若 $l_2 < N$, 则转步骤 4, 否则继续。

6) 若 $l_1 < M$, 则修改种群的退火温度 T_i , 转步骤 2, 否则比较当前种群最优解与记忆器中的值, 输出最优解。

3 遗传退火优化 MSVM 的齿轮箱故障诊断模型

基于遗传退火优化 MSVM 的齿轮箱故障诊断

模型如图 4 所示。首先对获取的齿轮箱的故障振动信号进行经验模式分解^[8] (empirical mode decomposition, 简称 EMD), 提取表征齿轮箱故障状态的各个内禀模态分量 (intrinsic mode function, 简称 IMF) 能量归一化处理作为遗传退火优化 MSVM 的特征向量; 利用遗传退火优化 MSVM 对训练样本进行训练, 获取 MSVM 的最优控制参数向量; 最后利用最优的 MSVM 参数重建故障诊断模型对测试样本进行辨识诊断, 输出诊断结果。



图4 基于 GA-SA 优化 MSVM 的故障诊断模型

Fig. 4 The fault diagnosis model based on MSVM optimized by GA-SA

在特征提取过程中, 对齿轮箱各个状态的原始振动信号进行 EMD 分解, 各个 IMF 分量的能量计算为

$$E_i = \sum_{k=1}^N |c_i(t_k)|^2 \quad (7)$$

其中: E_i 为第 i 个 IMF 的幅值能量; N 为第 i 个 IMF 的数据长度。

为了避免部分小范围的特征值被大范围的特征值所淹没, 须对原始的特征值进行归一化处理, 令

$$E = \left(\sum_{i=1}^n |E_i|^2 \right)^{1/2}, \text{ 则有}$$

$$\mathbf{T}' = \{E_1/E, E_2/E, \dots, E_i/E, \dots, E_n/E\} \quad (8)$$

其中: \mathbf{T}' 为归一化后的特征向量。

4 诊断实例分析

4.1 实验系统

齿轮箱的振动信号测试实验装置包括单级减速器齿轮箱、交流电动机、磁粉制动器、信号调理设备及动态信号分析仪等, 如图 5 所示。齿轮的齿数 $z_1 = 55, z_2 = 75$, 模数 $m = 2$, 轴承型号为 N205, 电机驱动转速为 1 200 r/min, 采样频率为 10 kHz, 振动信号由安装在齿轮箱箱盖上的 ICP 加速度传感器来获取。按照时间序列以 10 000 个连续采样值为一个单位, 分别测取齿轮箱在齿轮齿面磨损故障、齿轮断齿故障、轴承内圈损伤和轴承外圈损伤共 4 种状态下的振动信号各 60 组 (共计 240 组), 齿轮箱故障模拟是分别通过激光切割齿轮齿面、齿轮齿根及

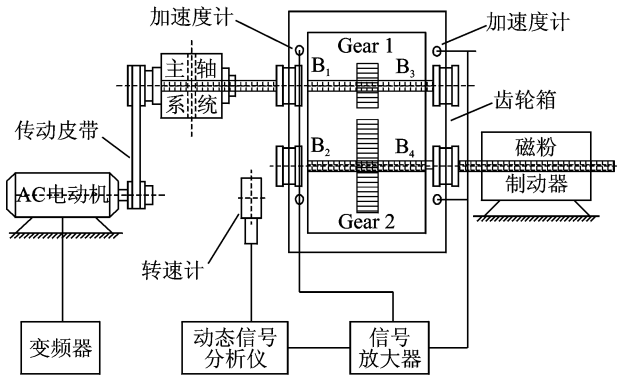


图5 齿轮箱振动信号测试装置示意图

Fig. 5 The device schematic diagram for gearbox vibration signal test

轴承内外圈来设置的, 齿轮箱在4种状态下的振动信号时域波形如图6所示。

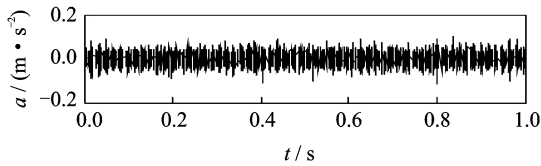
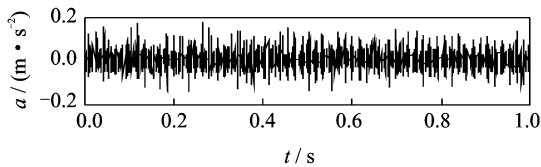
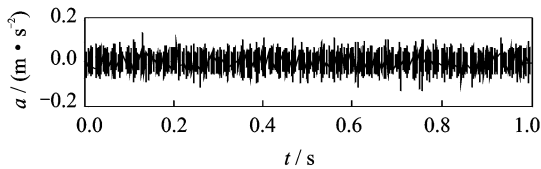
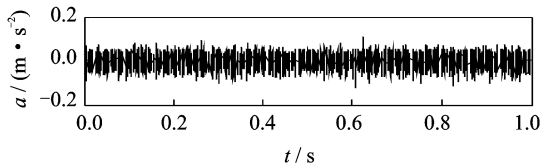
(a) 齿面磨损故障
(a) Gear surface wear(b) 齿轮断齿故障
(b) Gear tooth broken(c) 轴承内圈损伤
(c) Inner race fault in bearing(d) 轴承外圈损伤
(d) Outer race fault in bearing

图6 齿轮箱在4种状态下振动信号时域波形

Fig. 6 The time domain waveform of gearbox vibration signal in four kinds of conditions

4.2 故障诊断与结果分析

对齿轮箱4种状态的振动信号分别进行EMD分解, 提取各个状态信号的IMF分量幅值能量, 构建齿轮箱故障诊断的特征向量如表1所示。经过分析, 提取各个状态信号的前8个IMF分量就已经涵盖了齿轮箱振动信号最显著、最重要的故障特征。图7为齿轮箱齿轮齿面磨损故障振动信号的EMD分解图。可以看出, EMD将原始振动信号分解为有限个内禀模态函数(IMF)之和, 其中第8个IMF分量的幅值能量已经十分微弱。从每种状态样本中随机取30组样本作为训练样本, 构造遗传退火优化MSVM的齿轮箱故障诊断模型, 识别其余的各30组测试样本。

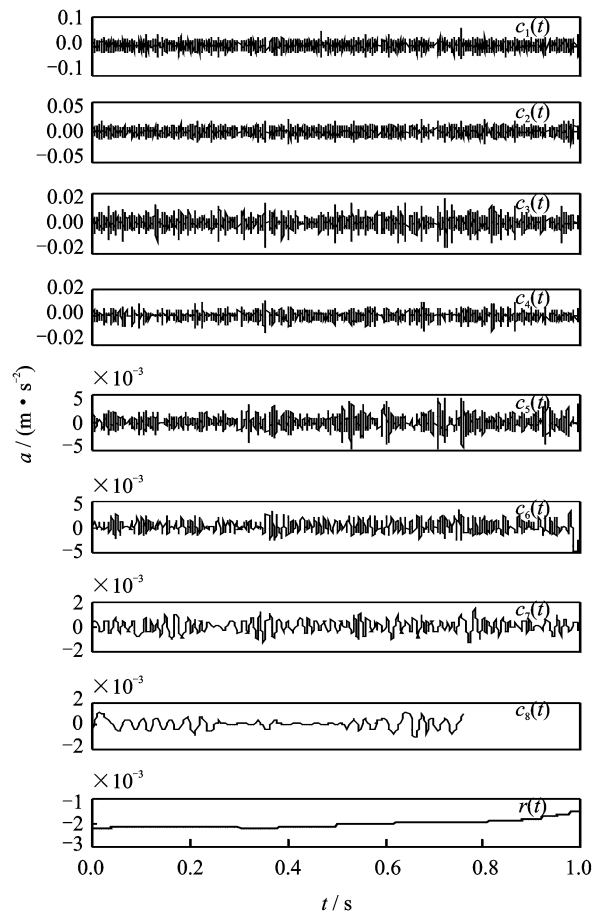


图7 齿轮箱齿面磨损振动信号的EMD分解结果

Fig. 7 EMD result of gear surface wear vibration signal

针对齿轮箱的4类故障特征齿面磨损、断齿故障、轴承内圈损伤和轴承外圈损伤, 定义MSVM的期望输出分别为1, 2, 3, 4。在遗传退火算法中, 种群规模设为 $S=10$, 独立进化代数 $N=25$, 最大进化代数 $M=500$, 交叉概率为 $p_1=0.4$, 变异概率为

表 1 齿轮箱故障诊断特征信息表
Tab.1 The fault feature information of gearbox

样本		IMF 分量瞬时幅值能量特征								期望输出
故障类型	样本编号	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7	E_8	
齿面磨	12	0.612 7	0.701 9	0.248 2	0.201 9	0.112 4	0.032 1	0.007 2	0.002 5	1
损故障	13	0.625 3	0.698 2	0.252 7	0.183 5	0.096 1	0.020 8	0.006 4	0.001 9	1
齿轮断	33	0.889 1	0.423 5	0.152 1	0.112 8	0.042 9	0.004 8	0.001 7	0.000 9	2
齿故障	34	0.901 8	0.418 3	0.145 0	0.108 3	0.038 1	0.007 6	0.003 1	0.002 1	2
轴承内	64	0.975 9	0.048 9	0.017 2	0.007 6	0.002 4	0.001 2	0.000 2	0.000 1	3
圈损伤	65	0.982 4	0.045 1	0.015 4	0.008 1	0.001 9	0.000 9	0.000 2	0.000 1	3
轴承外	93	0.934 2	0.290 4	0.118 4	0.073 4	0.007 2	0.002 7	0.000 6	0.000 3	4
圈损伤	94	0.940 8	0.305 2	0.120 8	0.068 2	0.008 1	0.003 1	0.001 4	0.000 3	4

$p_2=0.2$, 初始退火温度 $T_0=200$ 。将提取的故障样本分别输入到遗传退火优化的 MSVM 诊断模型, 经遗传退火算法寻优, MSVM 模型有最佳精度时的参数取值为 $\lambda=0.62, c=27.86, \sigma=0.23$ 和 $d=1.37$ 。将得到的最优控制参数代入 MSVM 重建故障模式的分类模型, 实现对故障样本精确诊断。

为了验证不同控制参数对 MSVM 识别性能的影响, 随机选择 8 组控制参数构建 MSVM 齿轮箱故障诊断模型, 并将不同状态振动信号的 IMF 幅值能量作为故障特征输入到该模型进行性能测试, 其诊断结果如表 2 所示。由表 2 可以看出, MSVM 的分类准确率对控制参数非常敏感, 优良的控制参数将得到较优的分类准确率, 不合理的控制参数将得到较低的分类准确率。在参数选择过程中, 由于存在众多随机因素, 传统方法难以得到准确可靠的控制参数, 因此基于遗传退火选择 MSVM 的最优控制参数十分必要。

表 2 MSVM 在不同参数时的分类准确率对比

Tab.2 The classification accuracy comparison of MSVM in different parameters

编号	λ	c	α	d	诊断准确率/%
1	0.1	1	0.12	0.1	78.33
2	0.2	3	0.35	0.25	83.33
3	0.3	5	0.06	0.45	89.17
4	0.4	8	1.0	0.85	92.67
5	0.5	10	2.0	1.0	91.33
6	0.6	20	1.2	1.5	93.67
7	0.8	70	1.0	3.0	85.33
8	1.0	100	2.8	10.0	82.50

为了验证遗传退火优化 MSVM 故障诊断模型的优越性, 选择普通 MSVM、高斯核 SVM 以及多项式核 SVM 作对比分析, 为了验证模型的稳定性,

采用折叠交叉验证方法^[8], 共验证 5 次, 其综合诊断结果如表 3 所示。由表 3 可以看出, 遗传退火优化 MSVM 的齿轮箱故障识别精度最高, 普通 MSVM 的识别精度高于独立核 SVM。由于 MSVM 综合了高斯核和多项式核函数的优点, 使得 MSVM 的识别精度高于独立核 SVM, 同时通过遗传退火算法获取了最优控制参数之后, MSVM 模型也就融入了故障特征的先验知识, 从而进一步提升了 MSVM 模型的识别性能。

表 3 4 种模型故障诊断综合准确率对比

Tab.3 The fault diagnosis accuracy comparison of four kinds of model

故障类型	诊断模型的综合平均识别正确率/%			
	GA-SA 优化 MSVM	MSVM	高斯核 SVM	多项式核 SVM
齿面磨损故障	97.33	90.67	91.33	84.67
齿轮断齿故障	100	93.33	91.33	90.00
轴承内圈损伤	94.00	91.33	87.33	82.67
轴承外圈损伤	96.00	88.67	83.33	79.33

为了验证 MSVM 的鲁棒性和泛化推广能力, 对原始信号加入 $\alpha=0.1, 0.2$ 和 0.3 随机噪声信号, 此时原始特征值变为 $X'=[x'_1, x'_k, \dots, x'_8]$, 其中 $x'_k=x_k(1+\alpha \cdot \text{rand}(1))$, x_k 是原始 IMF 的幅值能量特征, 将含噪特征值输入到遗传退火优化的 MSVM、普通 MSVM、高斯核 SVM 以及多项式核 SVM 作对比分析, 依然采用折叠交叉法, 验证 5 次, 其诊断结果如表 4 所示。由表 4 可以看出, 遗传退火优化的 MSVM 不仅有较高的诊断精度, 而且也有很好的抗噪能力, 即使所提取的故障特征受到一定程度的噪声干扰, 该模型依然可以以较高的准确率识别出相应故障。实际工程应用中, 受复杂环境因素的干扰, 故障知识的获取往往不甚理想, 此时普

通 MSVM、独立核 SVM 已经无法满足工程应用要求,而优化的 MSVM 具有一定的抗干扰能力,泛化能力强,可以应用于工程应用中的实际故障诊断。

表 4 4 种故障诊断模型的抗干扰对比

Tab. 4 The anti-interference comparison of four fault diagnosis models

干扰系数 α	诊断模型的综合平均识别正确率/%			
	GA-SA 优化 MSVM	MSVM	高斯核 SVM	多项式核 SVM
0.1	94.00	84.67	84.00	76.67
0.2	90.00	81.33	80.67	69.33
0.3	83.33	76.00	60.67	43.33

5 结 论

1) 多核支持向量机作为一种性能优越的模式识别模型应用于齿轮箱的复杂故障诊断,它对齿轮箱的各种耦合故障能够作出更为准确的辨识结论。

2) 遗传退火算法克服了传统遗传算法的早熟收敛问题,解决了多核支持向量机初始参数的选择问题,具有更强的通用性、鲁棒性和精确度。

3) 实验结果表明,将遗传退火算法与多核支持向量机结合应用于齿轮箱故障诊断,辨识结果的重复性好,具有较好的抗干扰能力,泛化推广能力强,为齿轮箱的故障诊断提供了一种新的有效方法。

参 考 文 献

- [1] Hajnayeb A, Ghasemloonia A, Khadem S E, et al. Application and comparison of an ANN-based feature selection method and the genetic algorithm in gearbox fault diagnosis[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(8): 10205-10209.
- [2] 郭创新,朱承治,张琳,等. 应用多分类多核学习支持向量机的变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13): 128-133.
- Guo Chuangxin, Zhu Chengzhi, Zhang Lin, et al. A fault diagnosis method for power transformer based on multiclass multiple-kernel learning support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(13): 128-133. (in Chinese)

- [3] 程力旻,谢志江,刘利云,等. 运用免疫遗传神经网络的汽轮机振动故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(6): 675-678.
- Chen Limin, Xie Zhijiang, Liu Liyun, et al. Vibration fault diagnosis of steam turbine using immune genetic neural networks[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6): 675-678. (in Chinese)
- [4] 刘慧芳,贾振元,王福吉,等. 超磁致伸缩执行器位移模型的参数辨识[J]. 机械工程学报, 2011, 47(15): 115-120.
- Liu Huifang, Jia Zhenyuan, Wang Fuji, et al. Parameter identification of displacement model for giant magnetostrictive actuator[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(15): 115-120. (in Chinese)
- [5] Yuan Shengfa, Chu Fulei. Fault diagnosis based on support vector machines with parameter optimization by artificial immunization algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007(21): 1318-1330.
- [6] Yeh C, Su Wenpin, Lee S. Employing multiple-kernel support vector machines for counterfeit banknote recognition[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 1439-1447.
- [7] Liu Min, Sun Zhijiang, Yan Junwei, et al. An adaptive annealing genetic algorithm for the job-shop planning and scheduling problem [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(8): 9248-9255.
- [8] Huang Jian, Hu Xiaoguang, Geng Xin. An intelligent fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on improved EMD energy entropy and multi-class support vector machine[J]. Electric Power Systems Research, 2011, 81(2): 400-407.



第一作者简介:陈法法,男,1983年5月生,博士研究生。研究方向为机电系统动态测试与故障诊断等。曾发表《基于粒子群优化 LS-WSVM 的旋转机械故障诊断》(《仪器仪表学报》2011年第32卷第12期)等论文。

E-mail: chenfafa2005@126.com