

基于 CV-GA-SVM 方法的轴承故障诊断^①

郭琳¹, 徐德军²

¹(大连装备制造职业技术学院, 大连 116110)

²(大连中科海德自动化有限公司, 大连 116023)

摘要: 为了有效地提取轴承的故障特征信号并进行准确的分类, 采用在小波包变换中引入交叉验证遗传算法与支持向量机相结合的方法来识别故障轴承所发出的不稳定特征信号并进行诊断. 首先, 利用小波包变换的时-频化特征对瞬时变化的故障信号进行提取. 然后, 运用交叉验证遗传算法和支持向量机构建分类器对参数进行检测、优化和故障模式识别. 最后, 经实验来验证此算法的合理性. 实验结果表明, 此方法对于有限样本故障信号的检测和分类具有很高的准确性和可靠性、实时性.

关键词: 交叉验证遗传算法; 故障诊断; 小波包变换; 高斯径向基核函数; 支持向量机; 参数优化

Bearing Fault Diagnosis Based on CV-GA-SVM Approach

GUO Lin¹, XU De-Jun²

¹(Dalian Equipment Manufacturing Technical College, Dalian 116110, China)

²(Dalian ZK Hi-tech Automation Co. Ltd., Dalian 116023, China)

Abstract: In order to effectively extract the fault characteristic signal of bearing and accurate classification, this paper uses the method of introducing the cross validation of genetic algorithm and support vector machine in combination with wavelet packet transformation, to identify the fault bearing issued by the unstable characteristic signal and diagnosis. Firstly, the fault signals of instantaneous changes using wavelet packet transform time-frequency characteristics are extracted. Then, using cross validation of genetic algorithm and support vector machine classifiers are built detection, optimization and fault pattern recognition of parameters. Finally, through the experiment to verify the rationality. The experimental results show that this method has real-time, high accuracy and reliability for the detection and classification of the finite sample fault signal.

Key words: CV-GA; fault diagnosis; wavelet packet transform; RBF; SVM; parameter optimization

为准确而快速的对轴承的故障进行诊断, 轴承故障信号的有效提取是关键问题. 通常轴承故障信号发生时, 除伴有一定噪声外, 还具有极不平稳的特性, 为此故障特征信号的准确提取是故障诊断的难点问题. 提取故障信号时不但要对其进行时域定位, 还要能体现信号的频域特点, 故采用小波包变换技术. 该技术是将不平稳的故障信号进行小波包分解找出各个频带内故障信号的变化规律, 再从中提取故障轴承的特征频带信号. 但是考虑到实际中获得的故障样本量有限^[1], 因此采用支持向量机(SVM)来解决故障信号的样本小、非线性和高维模式识别等问题. SVM 是在高

维空间中利用核函数构造线性判别函数来解决非线性问题的方法, 同时核函数的选择和参数设置决定 SVM 的分类性能^[2]. 常用核函数有多项式核、Sigmoid 感知核和高斯径向基核(RBF, Radial Basis function). RBF 与多项式核相比具有参数少的优点, 同时 Sigmoid 核在某些参数下是不正确的, 为此采用 RBF 核函数. 另外, 为解决 SVM 核函数优化的问题, 在遗传算法(GA, Genetic Algorithm)的基础上引入交叉验证法(CV, Cross Validation), 这样能有效地选择并优化参数^[3], 还可避免机器学习中过学习和欠学习状态的发生. 在此用小波包分析方法对故障信号进行分析的同时, 提

① 收稿时间:2014-09-17;收到修改稿时间:2014-10-19

出一种在 CV 意义下的遗传优化支持向量机分类器的方法^[4] 来提高 SVM 分类器的分类性能。

1 滚动轴承的结构及特征频率

1.1 滚动轴承的组成及结构

滚动轴承的构成部件有四个:内圈、外圈、滚动体、保持架。图 1 为传统的单列角接触球轴承的结构图。

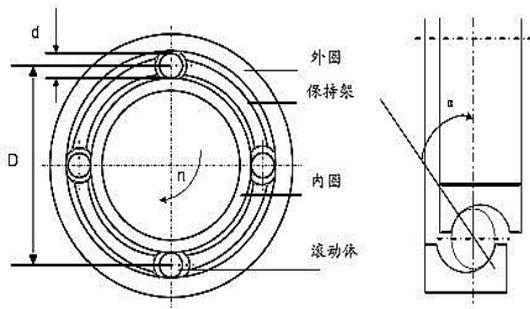


图 1 滚动轴承结构示意图

1.2 滚动轴承故障的数学模型

轴承故障诊断的最终目的是提高轴承运行的精度, 保证其安全、稳定、可靠的工作。下面模拟典型故障:内圈、外圈和滚动体故障。轴承轴的旋转频率 f_r , 内圈、外圈、滚动体故障特征频率^[5] 分别为 f_{ic} 、 f_{oc} 、 f_{bc} 计算公式如下:

$$f_r = \frac{n}{60} \quad (1)$$

$$f_{ic} = \frac{N}{2} (1 + \frac{d}{D} \cos \alpha) \times f_r \quad (2)$$

$$f_{oc} = \frac{N}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha) \times f_r \quad (3)$$

$$f_{bc} = \frac{D}{d} [1 - (\frac{d}{D} \cos \alpha)^2] \times f_r \quad (4)$$

式中, f_r 为电机带动轴的旋转频率;轴承随轴旋转速度为 $n(r/min)$, N 为滚子个数; $d(mm)$ 为滚动体直径; $D(mm)$ 为计算出的内外环径的平均值, 即轴承节径; $\alpha(rad)$ 为轴承压力角, 对于推力轴承, 接触角 α 为 90° 。

2 故障信号特征向量的提取

2.1 小波包变换

定义小波包变换的函数:

$$a_0(t) = \rho(t) \quad (5)$$

$$a_1(t) = \psi(t) \quad (6)$$

其中: $\rho(t)$ 与 $\psi(t)$ 分别为尺度函数与小波函数。在正交的情况下, 函数 $a_m(t)$ ($m = 0, 1, 2, \dots$) 的表达式分别为

$$a_{2m}(t) = 2 \sum_{n=0}^{2N-1} h(n) a_m(2t-n) \quad (7)$$

$$a_{2m+1}(t) = 2 \sum_{n=0}^{2N-1} g(n) a_m(2t-n) \quad (8)$$

$$a_{j,m,n}(t) = 2^{-j/2} a_m(2^{-j}t-n) \quad (9)$$

其中, j 为尺度参数; 函数 $a_{j,m,n}$ 为小波包原子信号。在对故障信号进行变换的同时还要对信号的高、低频部分做相应的分解^[6]。

2.2 能量特征向量的提取

首先, 将轴承故障信号去噪分解后得到信号 $x(t)$, 运用 db4 小波, 令采集点数为 N , 对 $x(t)$ 进行 3 层小波包分解, 得到频带宽度为 $f_s/8$ 的连续子频带信号 $S_0 \sim S_7$ 。

其次, 利用 Parseval 能量积分等式 $\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dx = \int |c_{3,k}|^2 dx$ 来计算各频段的能量 $E'_0 \sim E'_7$ 。其中, $c_{3,k}$ 是信号 $x(t)$ 的 3 层小波包变换系数, 用于反映设备运行状态的特征向量^[7]。 k 为各子频带的位置参数 ($k = 0, 1, \dots, 7$), 所以各子频带的能量表示为:

$$E'_k = \|c_{3,k}\|^2 \quad (10)$$

最后, 将各子频带能量做归一化处理: 设故障状态 $F = [E_0, E_1, \dots, E_7]$, 按下式对 F' 进行归一化处理^[8] 可得到特征向量 $F = [E_0, E_1, \dots, E_7]$ 。

$$F = \frac{F'}{\max_{0 \leq k \leq 7} (E'_k)} \quad (11)$$

3 SVM分类器及其参数优化

3.1 SVM 分类器与核函数选择

SVM 分类器是利用非线性映射函数 $\rho(\bullet)$ 在高维空间中将样本信号做最优分类来分离训练样本点, 使其与最优分离面的距离最大化^[9]。 给定样本集 $T = \{x_i, y_i | i=1, \dots, m\}$, 其中 $x_i \in R^n$ 表示输入矢量; $y_i \in \{-1, +1\}$ 表示对应的期望输出矢量; m 为样本数, 用 SVM 分类器在高维空间构造最优分类超平面

$$f(x) = a\rho(x) + b = \sum_{k=1}^m a_k \rho(x_k) + b = 0 \quad (12)$$

其中, a 为权值矢量; b 为阈值, a 和 b 确定分类面位置. 同时构造最优分类面的前提是

$$y_i f(x_i) = y_i (a\rho(x_i) + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, m \quad (13)$$

首先, 导入松弛因子 μ_i 来衡量 SVM 输出值与实践指示值 y_i 的距离^[10], 从而将优化样本信号分离面的问题转化为

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|a\|^2 + C \sum_{i=1}^m \mu_i; i = 1, \dots, m \\ s.t. \begin{cases} y_i (ax_i + b) \geq 1 - \mu_i \\ \mu_i \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (14)$$

其中, 用惩罚参数 C 控制错分样本惩罚程度, 其次, 导入 Lagrangian 乘子 α_i 将以上问题做二次规划^[11] 为

$$\begin{cases} \max L(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\rho(x_i) \rho(x_j)) \\ s.t. \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0; \alpha_i \geq 0; i = 1, \dots, m \end{cases} \quad (15)$$

在上式中引入 RBF 核函数 $k(x_i, x_j) = \rho(x_i) \rho(x_j) = \exp\{-g\|x - x_i\|^2\}$, 从而有

$$\begin{cases} \max L(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \exp\{-g\|x - x_i\|^2\} \\ s.t. \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0; \alpha_i \geq 0; i = 1, \dots, m \end{cases} \quad (16)$$

并求解上式得到 SVM 分类器的决策函数式(17), 此时便得到 RBF-SVM 分类器^[12].

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i,j=1}^m \alpha_i y_i \exp\{-g\|x - x_i\|^2\} + b\right) \quad (17)$$

3.2 基于 CV-GA 参数优化的算法实现

图 2 为参数优化算法的流程图. 其思想是^[13]: 首先将在一定的范围内进行取值的 C 和 g 作为原始数据集, 其中此组 C 和 g 下的分类准确率利用 K 折交叉验证法 (K-CV) 得到, 而最终参数由分类准确率最高的 C 和 g 获得. 如果存在多组 C 和 g , 要取其中 C 最小值的一组, 主要原因是如果 C 的值过高, 会导致分类准确率中训练集过高而测试集过低, 即出现“过学习”的问题发生.

所以当存在多组 C 和 g 使得分类准确率最高情况下, 一定要取惩罚参数 C 最小的一组作为最佳参数.

4 实验仿真

实验对象采用工程中常用的, 轴承滚动体节径 6.756mm, 个数为 8 个, 接触角为 0°. 本实验在轴承测试台进行, 实验设备有电动机、测力计、扭矩传感器和电器控制装置. 首先, 分别在轴承内圈、外圈、滚动体表面制造一个直径大约 0.055mm 损伤点来模拟初始轴承的损伤情况. 再用传感器分别采集故障信号 80 组, 并随机各抽取 40 组用于样本训练, 其余 40 组用于测试. 采样长度 1024, 采样频率 12KHz.

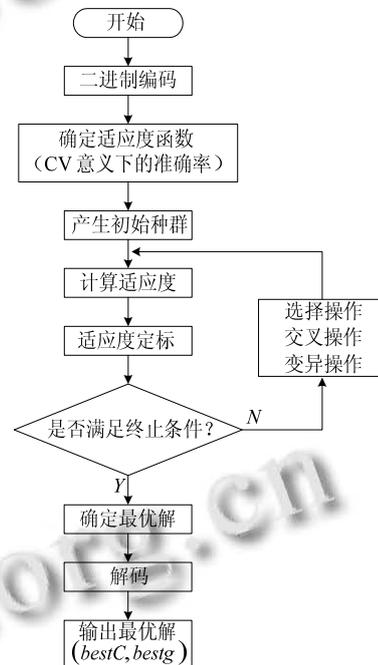


图 2 利用 CV-GA 优化 SVM 参数(C&g)算法流程图

对实验采集的不同状态的信号进行去噪处理可得到去噪前后的对比图 3, 去噪后噪声被很好的去除;图 4 为经去噪并重构后 3 层小波分解得到的 8 个频段图;图 5 为基于统计学规律不同状态下轴承信号经去噪重构分解得到归一化能量图, 可看出每一种轴承状态下的能量图具有不同的特点. 再运用“能量特征向量的提取方法”提取子频带的能量特征数据. 下表 1 为部分训练样本. 图 6 为进化代数与故障平均分类正确率之间的关系曲线, 从图中可以看出适应度曲线(平均正确率)基本趋于稳定, 稳定在 98.5%左右; 从图 7 实际分类和预测图可看出外圈故障识别率达 98.8%.

表 1 不同状态能量信号的特征向量样本数据标签

标签	E_0	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7
1	0.7285	0.1157	0.0465	0.0301	0.0426	0.0458	0.0032	0.0020
1	0.7563	0.1043	0.0365	0.0253	0.0213	0.0320	0.0013	0.0029
1	0.7327	0.1145	0.0327	0.0432	0.0230	0.0224	0.0137	0.0008
2	0.1710	0.4069	0.0506	0.1526	0.1438	0.0714	0.0028	0.0143
2	0.1922	0.4113	0.0492	0.1438	0.1362	0.0906	0.0037	0.0098
2	0.1845	0.4526	0.0421	0.1321	0.1265	0.0894	0.0079	0.0105
3	0.2293	0.1467	0.0812	0.3141	0.0317	0.0625	0.1108	0.0702
3	0.2324	0.1504	0.0807	0.3246	0.0299	0.0646	0.1185	0.0564
3	0.2386	0.1517	0.0793	0.3189	0.0323	0.0647	0.1042	0.0668
4	0.1592	0.0654	0.0882	0.0975	0.0574	0.0649	0.4478	0.0835
4	0.1525	0.0734	0.0793	0.0743	0.0534	0.0628	0.4356	0.0729
4	0.1622	0.0581	0.0743	0.0637	0.0605	0.0656	0.4297	0.0805

(注: 表中标签, 1 表示正常轴承, 2 表示滚动体故障, 3 表示外圈故障, 4 表示内圈故障)

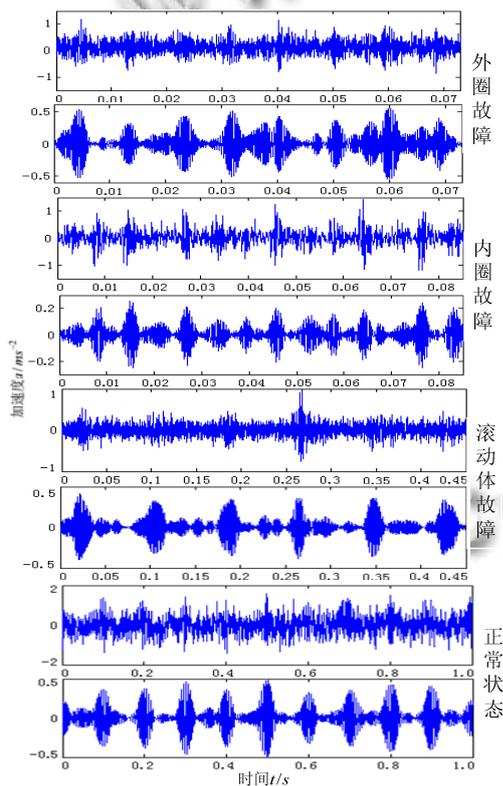


图 3 不同状态轴承的初始信号时域图

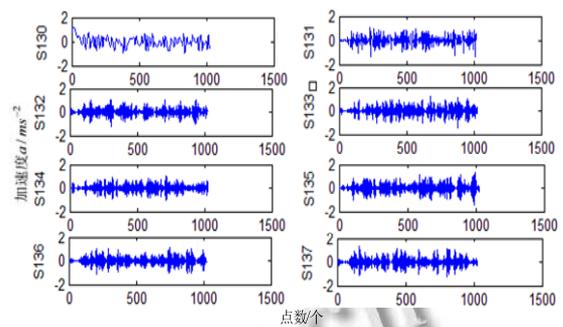


图 4 轴承的内圈故障小波包重构图

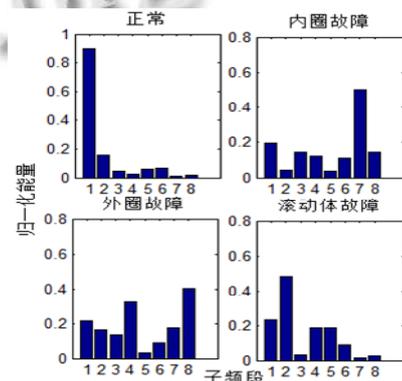


图 5 不同轴承状态下的归一化能量图

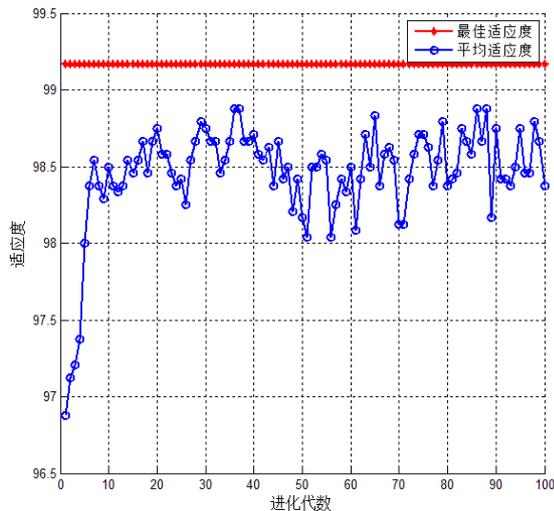


图 6 CV-GA 进化代数与故障平均分类正确率关系曲线

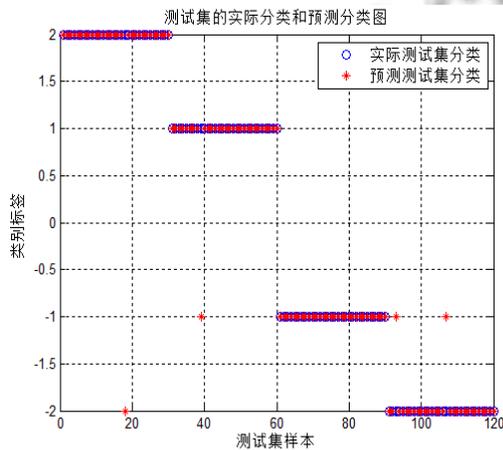


图 7 测试集的实际分类和预测分类

5 结语

利用小波包变换可以很好的去除故障信号中的噪声,实现故障的特征提取;采用 CV-GA 进行参数优化,虽一定程度上增加运算时间,但很大程度上提高 SVM 分类器的识别率,综合考虑该方法可以满足滚动轴承的故障诊断实时性,准确性的需求。诊断结果表明:CV-GA-SVM 故障诊断方法能够很准确的、快速的

识别小样本、非线性故障信号,而且该方法在实际轴承故障诊断中也具有一定的指导性意义。

参考文献

- 1 赵志宏,杨绍普.基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断.振动测试与诊断,2012,32(4):640-644.
- 2 李雅梅,陈明霞,杜晶.小波理论在滚动轴承故障诊断中的应用.计算机系统应用,2012,21(7):172-176.
- 3 秦涵书,魏延,曾绍华,等.一种基于小生境遗传算法的 SVM 参数优化方法.重庆理工大学学报(自然科学),2011,25(12):89-93.
- 4 解洪胜,张虹,徐秀,等.基于复小波和支持向量机的纹理分类法.计算机应用研究,2008,25(5):1573-1575.
- 5 Weston J, Watkins C. Multi-class Support Vector Machines. In: Verleysen M, ed. Proc. of ESANN99. Brussels. D Facto Press, 1999.
- 6 吴景龙,杨淑霞,刘承水.基于遗传算法优化参数的支持向量机短期负荷预测方.中南大学学报,2009,40(1):180-184.
- 7 Tang WH, Wu QH. Condition Monitoring and Assessment of power Transformers Using Computational Intelligence. New York: Springer Verlag Press, 2011: 95-104.
- 8 李冬萍.基于混沌粒子群优化的 SVM 分类器研究.计算机仿真,2010,27(4):185-191.
- 9 朱树先,张仁杰.支持向量机核函数选择的研究.科学技术与工程,2008, 8(16):4513-4517.
- 10 李隽颖,楼晓俊.基于小生境遗传算法的分类优化方法.计算机应用研究,2012,29(5):1787-1790.
- 11 杨正友,彭涛.基于振动信号分析和支持向量机的滚动轴承故障诊断.湖南工业大学学报,2009,23(1):96-99.
- 12 崔挺,孙元章,徐箭,等.基于改进小生境遗传算法的电力系统无功优化.中国电机工程学报,2011,31(19):43-50.
- 13 李雅梅,贺西.基于 NGA-SVM 的滚动轴承故障诊断方法.计算机仿真,2014,31(2):396-400.