

文章编号:1000-582X(2010)12-014-07

遗传算法优化最小二乘支持向量机的故障诊断

李 锋, 汤宝平, 刘文艺

(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

摘 要:提出一种基于遗传算法分层优化多类最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)的故障诊断模型。首先将故障信号经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)为平稳本征模态(intrinsic mode function, IMF)分量,再选择表征故障调制特征的 IMF 分量并提取瞬时幅值能量作为故障特征输入到遗传算法分层优化好的采用多项式核的多类 LS-SVM 中进行故障识别。EMD 分解可自适应分离故障调制信号;瞬时幅值能量矢量的不同表征各类故障的可分性;遗传算法分层优化惩罚因子和多项式核参数可以使 LS-SVM 摆脱对故障类型与模式编号映射关系先验知识的依赖,提高 LS-SVM 的故障预测精度和自适应诊断能力,并可以推广应用于线性、径向基、Sigmoid 等核条件下的 LS-SVM 优化。一个深沟球轴承故障诊断实例说明该模型的有效性。

关键词:瞬时幅值能量;最小二乘支持向量机;遗传算法;多项式核函数;故障诊断

中图分类号:TH165.3

文献标志码:A

Fault diagnosis based on least square support vector machine optimized by genetic algorithm

LI Feng, TANG Bao-ping, LIU Wen-yi

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: A new fault diagnosis model is proposed based on Multi-Class Least Square Support Vector Machine optimized hierarchically by Genetic Algorithm(GA). Original vibration signals are decomposed into several stationary IMFs. Then the instantaneous amplitude energy of the IMFs with fault modulation characteristics is computed and regarded as the input characteristic measure of the Poly-kernel Multi-Class LS-SVM for fault classification. EMD decomposition adaptively isolates the fault modulation signals from original signals. The differences among instantaneous amplitude energy vectors reflect the separability of different fault types. Adopting GA to optimize punish parameter and Poly-kernel parameters hierarchically can not only enhance fault prediction accuracy of Multi-Class LS-SVM with Poly-kernel, but also improve adaptive diagnosis capacity of LS-SVM. The GA-based hierarchical optimization is also applicable to Multi-Class LS-SVM with Lin-kernel, RBF-kernel or Sigmoid-kernel. The deep groove ball bearings fault diagnosis experiment shows the effectivity of this new model.

Key words: instantaneous amplitude energy; least square support vector machines; genetic algorithms; poly-kernel; fault diagnosis

收稿日期:2010-07-20

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)(No. 2009AA04Z411),国家自然科学基金(No. 50875272),高等学校博士学科点专项科研基金(No. 20090191110005),重庆大学“211 工程”三期建设研究生开放实验室(S-0916)资助项目。

作者简介:李锋(1982-),男,重庆大学博士研究生,主要从事设备状态监测与故障诊断研究,(E-mail)lifeng19820501@163.com。
汤宝平(联系人),男,重庆大学教授,(E-mail)bptang@cqu.edu.cn。

在旋转机械故障预测中,决定故障预测成败的关键在于预测模型的精度、自适应性和快速性^[1]。最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)为解决这一问题提供了条件^[2]。LS-SVM 是继支持向量机(support vector machine, SVM)^[3-4]之后,快速性明显增强的一种支持向量机,适用于实时性要求高的场合,文献^[5]已经将 LS-SVM 应用于滚动轴承故障诊断。但与 SVM 相比,LS-SVM 的预测精度和自适应识别能力并未提高,受核函数及其相关参数、残差惩罚因子等因素的影响仍然十分明显^[6],尤其是对模式类型与模式编号映射关系十分敏感,映射关系的变化会引起预测精度的巨大反差。因此如何提高 LS-SVM 的预测精度和自适应识别能力,摆脱模式类型与模式编号映射关系需要先验知识的约束,仍然是将其应用于旋转机械故障诊断的瓶颈问题。

遗传算法(genetic algorithm, GA)是一种借鉴生物界自然选择和优化机制的高度并行、随机、自适应搜索的全局寻优算法^[7-8],特别适合于处理传统搜索算法解决不好的复杂的和非线性问题^[9]。笔者提出一种基于遗传算法分层优化多类 LS-SVM 的故障诊断模型,该模型可显著提高多类 LS-SVM 的故障预测精度和自适应故障诊断能力。

1 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机 LS-SVM 算法可表示为如下优化问题

$$\begin{aligned} \min J(\omega, b, \xi) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2, \\ (s. t.) y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] &= 1 - \xi_i, (i = 1, \dots, n) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: x 是输入矢量; ω 是可调的权值矢量; b 是偏置; $\xi \geq 0$ 为松弛变量,可以度量一个数据点对模式可分的理想条件下的偏离程度; γ 是平衡最小分类边界和最小分类误差的惩罚因子;非线性变换 $\varphi(x)$ 将给定输入样本 x 映射到更高维的特征空间。由式(1)可以看出,与一般 SVM 不同,LS-SVM 使用的是等式约束条件。式(1)优化问题对应的 Lagrange 方程为

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = J(\omega, b, \xi) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + \xi_i\}.$$

式中 α_i 为 Lagrange 乘子。此优化方程的求解等价于

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 &\Rightarrow \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \varphi(x_i), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 &\Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 &\Rightarrow \alpha_i = \gamma \xi_i, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 &\Rightarrow y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + \xi_i = 0. \end{aligned} \right\} (2)$$

通过求解方程组式(2),并消去 ω 和 ξ ,可得到以下线性方程组

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{l} \end{bmatrix}. \quad (3) \\ \mathbf{Z} &= [\varphi(x_1)^T y_1, \varphi(x_2)^T y_2, \dots, \varphi(x_n)^T y_n]_{n \times 1}^T \\ \mathbf{Y} &= [y_1, y_2, \dots, y_n]_{n \times 1}^T \\ \alpha &= [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]_{n \times 1}^T, \mathbf{l} = [1, 1, \dots, 1]_{n \times 1}^T. \end{aligned}$$

解线性方程组式(3)可求得 b 和 α ,则 LS-SVM 分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right]. \quad (4)$$

式中 $K(x, x_i)$ 为满足 Mercer 定理的核函数^[10-11]。常用核函数有线性、径向基、Sigmoid、多项式等。

2 遗传算法分层优化多项式核的多类 LS-SVM

LS-SVM 中需要确定的参数主要有惩罚因子 γ 以及核函数的相关参数,对于多项式核(Poly-kernel)

$$K(x, x') = ((x \cdot x') + c)^d (c \geq 0). \quad (5)$$

指数参数 d 与补偿参数 c 和惩罚因子 γ 一样对 LS-SVM 的内推和外推能力影响都比较大。但实际应用 LS-SVM 时,是仅凭先验知识来预先设定 γ 、 d 、 c 的值再进行模式识别,因此不能跟踪和适应样本数目和样本类型与其模式映射关系的变化。要使用 Ploy 核进行高精度和高自适应性的分类决策,摆脱对故障类型与其模式映射关系先验知识的依赖,就必须对 γ 、 d 、 c 进行优化处理,而对 LS-SVM 进行参数优化是一个大规模,多元多峰,变量离散的复杂问题,采用常规优化方法存在许多障碍。

遗传算法(genetic algorithm, GA)是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法。遗传算法的初始群体是通过随机产生形成,然后不断进化更新群体。适应度高的个体被直接复制到下一代群体中,其产生后代的概率越高;交叉和变异分别是以一定概率在染色体上进行基因交换或基因变异操作^[4,12]。

2.1 适应度函数的确定

数值优化问题是遗传算法经典应用领域之一,遗传算法用于解决具有上,下限约束的最优化问题非常高效。为便于对 γ, d, c 同时进行优化,我们对 LS-SVM 的优化问题(1)的对偶问题:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (K(x_i, x_j) + \frac{2}{\gamma} \delta_{ij}) - \sum_{j=1}^n \alpha_j, \quad (6)$$

$$s. t. \quad \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \alpha_i \geq 0.$$

式中, $\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & i=j, \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$

进行寻优处理,选择适应度函数为

$$f(\gamma, d, c) = \left| \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (K(x_i, x_j) + \frac{2}{\gamma} \delta_{ij}) - \sum_{j=1}^n \alpha_j \right|. \quad (7)$$

则对 γ, d, c 的优化问题变成

$$\left. \begin{aligned} \min & f(\gamma, d, c) \\ s. t. & 0 < \gamma_{\min} < \gamma < \gamma_{\max}, \\ & d_{\min} < d < d_{\max}, \\ & 0 \leq c_{\min} < c < c_{\max}. \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式(8)中, $\gamma_{\min}, \gamma_{\max}, d_{\min}, d_{\max}, c_{\min}, c_{\max}$ 分别为 γ, d, c 的上下限。对于遗传算法而言,式(8)是一个极易处理的具有上下限约束的标准数值最优化问题。

2.2 选择操作

每一代中的染色体根据其适应性(适应度函数值的大小)来决定是否被选择复制到下一代,采用赌轮模型进行选择操作,根据其概率 $P(W_q)$ 确定每个染色体是否被选入下一代

$$P(W_q) = \frac{f(W_q)}{\sum_{i=1}^{NIND} f(W_i)}, \quad (9)$$

式中: W_q 为参数 γ, d, c 组成的向量,即种群中的一个个体; $NIND$ 表示每一代的个体数目,即种群规模常数。另外,由于只需得到 1 个最优解即可,故采用保留最优解的策略,将适应度值最小的个体直接复制到下一代的种群中,这样既可以提高学习速度,又可以保留种群的最优解免遭退化。

2.3 交叉操作

交叉是将双亲染色体的对应段基因加以交换以形成两个相似的后代的过程,主要的目的是在不同的可能解之间进行信息交换。采用的两点随机交叉的交叉率取 $GGAP=0.9$,具体操作如图 1。

2.4 变异操作

变异是任意的改变所选染色体的 1 个或几个基因,通常发生变异的概率很低。通过变异可以保证

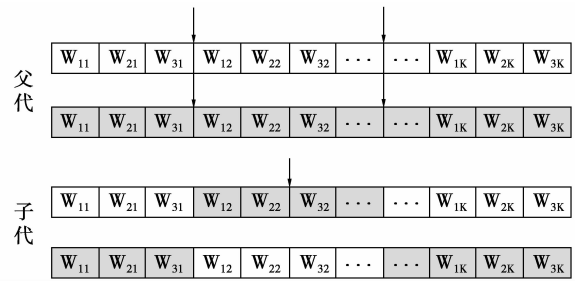


图 1 交叉操作示意图

参数向量取值的多样性。由于考虑算法的速度采用十进制编码和实数变异,其变异算子如下。

设 $F = (v_1, \dots, v_{k-1}, v_k, \dots, v_n)$ 是一个染色体,在分量 v_k 上进行变异,其取值范围为 $[a_k, b_k]$,则变异后的子代染色体为 $\bar{F} = (v_1, \dots, v_{k-1}, v_k, \dots, v_n)$,其中

$$v_k = \begin{cases} v_k + \Delta(t, b_k - v_k) & r_a(\cdot) > 0 \\ v_k - \Delta(t, v_k - a_k) & r_a(\cdot) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中, $r_a(\cdot)$ 为产生均匀分布的随机数函数,函数 $\Delta(t, y)$ 的表达式为

$$\Delta(t, y) = y(1 - r^{(1-t)/T^\lambda}).$$

式中, r 是 $[0, 1]$ 上的 1 个随机数, T 为变异的代数, λ 是决定非一致性程度的一个参数,它起着调整局部搜索区域的作用,其取值一般为 2~5。

2.5 终止操作

当迭代次数(代数)大于设定的阈值时停止迭代过程。

LS-SVM 是一种两类分类器,而我们需要解决多类故障识别问题。采用多类 LS-SVM 法,即对于 k 类故障样本,采用 $k-1$ 层 LS-SVM 分别进行逐层分类(图 2)。逐层分类法分类速度较快,不存在分类盲区,是一种非常适合故障诊断的 SVM 多类算法。对每一层 LS-SVM 的 γ, d, c 三参数用遗传算法进行优化预处理,优化流程如图 2,将分层优化参数代入各层 LS-SVM 中进行分类识别。

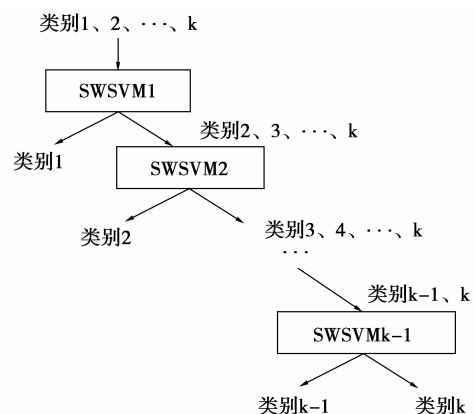


图 2 SWSVM 逐层分类模型

适应度函数(7)中所涉及的参数都是 LS-SVM 解算过程中的中间变量,并且包括核函数、样本数目、样本类型与其模式映射关系,因此对参数的优化是全局的和自适应的,这就使 LS-SVM 具有了自适应模式识别能力。为使最终分类结果直观明了,对输出分类模式进行编码,使得 LS-SVM 可以直接输出该模式编号(例如 1、2、3 等)。

3 基于遗传算法分层优化 LS-SVM 的旋转机械故障诊断模型

基于遗传算法分层优化多类 LS-SVM 的旋转机械故障诊断模型如图 3。

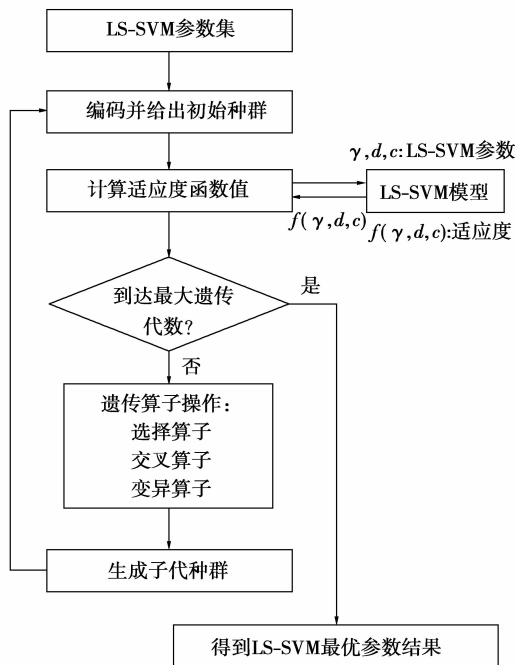


图 3 GA 优化各层 LS-SVM 参数流程图

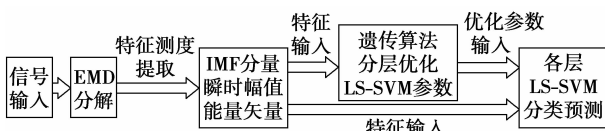


图 4 遗传算法分层优化 LS-SVM 的故障诊断模型

当旋转机械系统出现故障时,故障振动信号往往表现为调制形式,因此解调分析成为旋转机械故障诊断的一种重要的信号处理方法。笔者采用近年来被广泛使用的基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的 Hilbert 解调法,即通过 EMD 分解自适应地将多分量的调制故障信号分解为若干个平稳本征模态(intrinsic mode function,

IMF)之和^[13-14],每一个 IMF 分量都是单分量的调幅和调频信号(AM-FM 信号)

$$c_i(t) = a_i(t) \cos(\varphi_i(t)). \quad (11)$$

对表征工频背景信号的 IMF 分量之前的表征故障调制特征的高频 IMF 分量进行 Hilbert 变换解调^[15]就得到故障信号的瞬时幅值:

$$|a_i(t)| \approx \sqrt{c_i^2(t) + \hat{c}_i^2(t)}. \quad (12)$$

式中: $\hat{c}_i(t)$ 为对各 IMF 分量 $c_i(t)$ 进行 Hilbert 变换后的信号,IMF 分量的瞬时幅值能量的变化表征了旋转机械的故障情况,因此笔者提出对各 IMF 分量瞬时幅值计算总能量

$$E_i = \sum_{k=1}^N |a_i(t_k)|^2 \Delta t. \quad (13)$$

式中: i 表示第 i 层 IMF 分量; N 表示每层 IMF 分量的采样点数; Δt 为采样间隔。以能量为元素构造一个特征测度矢量

$$\mathbf{T}' = [E_1, E_2, \dots, E_i, \dots, E_n].$$

式中, n 表示取表征工频背景信号的 IMF 分量之前的前 n 层高频 IMF 分量。考虑到无量纲指标对机器运行的工况变化不敏感,对 \mathbf{T}' 进行归一化处理使其变为无量纲矢量,令 $\mathbf{E} = \left(\sum_{i=1}^n |E_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$, 则

$$\mathbf{T} = \left[\frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_i}{E}, \dots, \frac{E_n}{E} \right]. \quad (14)$$

各类故障样本瞬时幅值能量特征矢量的不同集中反映各类故障之间的差异性,这种差异性有利于故障模式识别。把归一化的瞬时幅值能量矢量 \mathbf{T} 作为遗传算法分层优化多类 LS-SVM 的输入,以 LS-SVM 的输出来确定旋转机械的故障位置或类型。

4 应用实例

笔者以深沟球轴承的故障诊断作为实例来验证该模型的合理性。实验采用 6205-2RS 型深沟球轴承,轴承的内径为 25 mm,外径为 52 mm,厚度为 15 mm。轴承实验由功率为 1 马力的电动机、扭矩传感器/译码器、测力计和电器控制装置组成,由电机带动输入轴,转速控制在 1 800 r/min,输出轴带动负载。在轴承外圈、内圈、滚动体上分别加工宽为 0.18 mm,深为 0.28 mm 的小槽模拟轴承外圈、内圈、滚动体局部裂纹故障。通过压电式加速度传感器、电荷放大器、数据采集器分别采集以上 3 类故障的振动数据各 100 组(因实验条件限制,未采集到正常轴承的运行数据,故未做正常轴承实验),其中随机抽取 10 组用于样本训练,90 组用于测试,每组选

取 1024 个采样数据点进行分析。图 4 为得到的内圈、滚动体、外圈故障的时域波形,采样频率为 48 kHz。

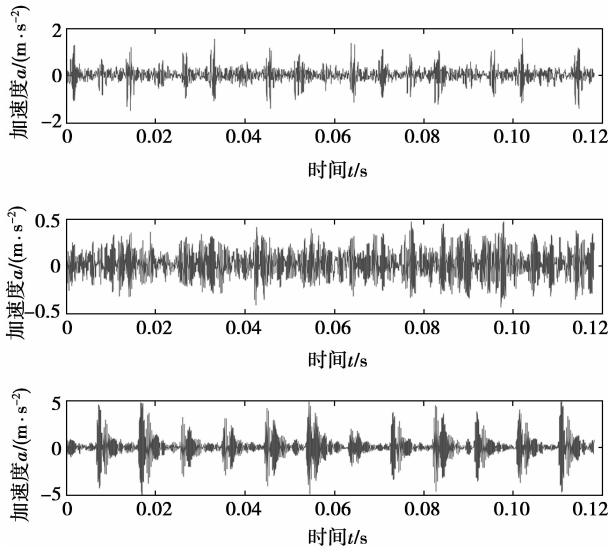


图 5 深沟球轴承内圈、滚动体、外圈
(按自上至下顺序)故障振动信号

对 3 类故障信号进 EMD 分解,由分解结果可知,3 类信号的前三层 IMF 调幅特征都很显著。外圈故障调制波周期由图 5 可知为 0.011 s(即调制频率为 90 Hz),正好是轴转频的 3 倍频。因此选择前 3 层 IMF 分量求其瞬时幅值能量矢量。由于需要区分三类故障,因此需要 2 层 LS-SVM,第 1 层 LS-SVM 将内圈故障从 3 类故障中分离出来,第 2 层 LS-SVM 将滚动体故障和外圈故障区分开来。将作为训练样本的 3 类故障的能量矢量及其模式编号(内圈裂纹→1、滚动体裂纹→2、外圈裂纹→3)输入到两层均设置为 Poly 核, $\gamma=10$, $d=1$, $c=1$ 的 LS-SVM 中进行训练,其中第 1 层 LS-SVM 用来训练 3 种故障样本,第 2 层 LS-SVM 用来训练滚动体故障和外圈故障样本。再将作为测试样本的能量矢量输入到训练好的两层 LS-SVM 中去,表 1 上半段“映射关系 1”栏为从测试结果中抽取的 $3 \times 4 = 12$ 组结果。

结果表明,3 类故障识别准确率均在 90% 以上。因此将故障信号 IMF 分量的瞬时幅值能量作为故障特征矢量输入 LS-SVM 进行分类,可有效地用于轴承故障诊断。

为获得更高的预测精度,用遗传算法对 γ 、 d 、 c 进行分层优化,优化之前为 2 层 LS-SVM 均设

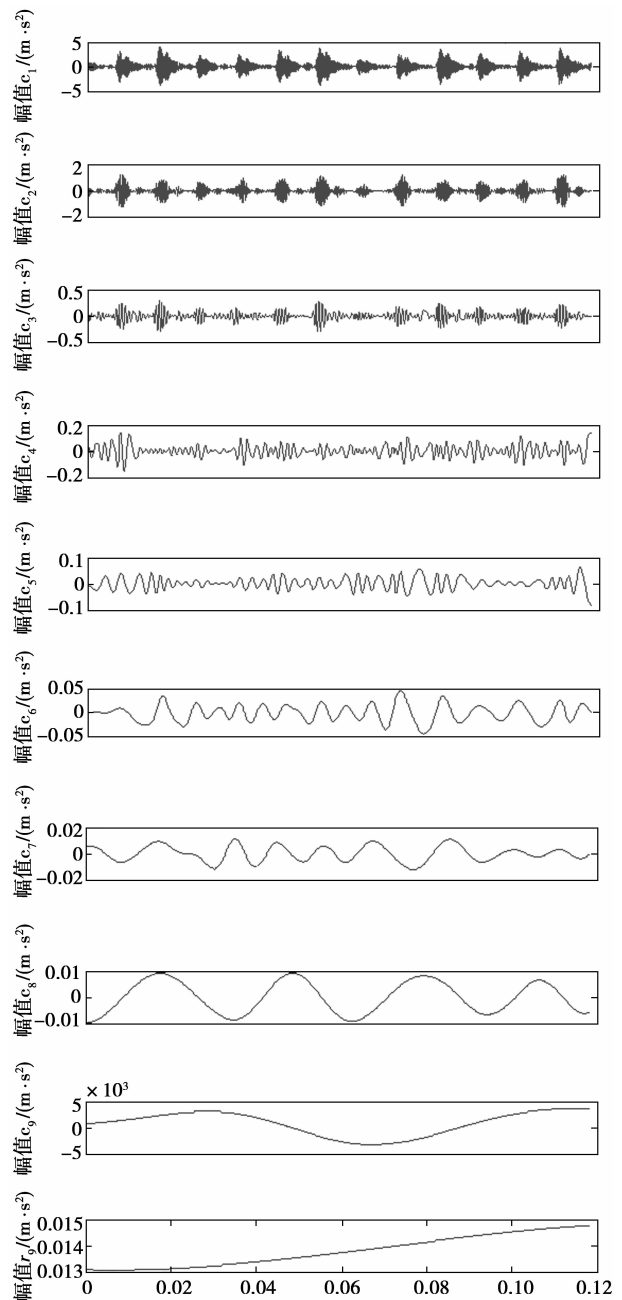


图 6 外圈故障信号 EMD 分解结果

置如下遗传控制参数:个体数目 NIND=20;最大遗传代数 MAXGEN=100;变量数目 NVAR=3;变量二进制位数 PRECI=25;交叉率 GGAP=0.9; γ 、 d 、 c 取值范围: $\gamma \in [1, 50]$, $d \in [0, 5]$, $c \in [0, 5]$ 。优化后的识别结果和优化参数值如表 1 下半段“映射关系 1”栏。滚动体裂纹故障识别率已提升到 97.8%,另外 2 种故障识别精度均维持在 100% 的高水平状态,表明遗传算法分层优化可有效提高 Poly 核 LS-SVM 的故障诊断精度。

表 1 LS-SVM(采用 Poly 核)测试数据、实际与期望输出、诊断准确率

轴承状态	样本编号	前 3 层瞬时幅值能量特征矢量 T				映射关系 1				映射关系 2				
						惩罚因子是否优化	优化值	实际输出	期望输出	识别准确率/%	惩罚因子是否优化	优化值	实际输出	期望输出
内圈裂纹	24	0.949 1	0.303 1	0.085 4	否	—	1	1	100	否	—	3	3	100
	25	0.717	0.627 3	0.304			1	1				3	3	
	26	0.974 7	0.199	0.101 6			1	1				3	3	
	27	0.930 1	0.332 9	0.155 5			1	1				3	3	
滚动体裂纹	24	0.998 9	0.04	0.022 5	否	—	2	2	92.2	否	—	2	1	0
	25	0.993 7	0.076 7	0.081 7			2	2				2	1	
	26	0.999 3	0.026 2	0.028 4			3	2				2	1	
	27	0.999 6	0.026 1	0.014 3			3	2				2	1	
外圈裂纹	21	1	0.004 4	0.002	是	—	3	3	100	是	—	2	2	100
	22	1	0.002 3	0.0026			3	3				2	2	
	23	1	0.003 4	0.001			3	3				2	2	
	24	1	0.004 7	0.002			3	3				2	2	
内圈裂纹	24	0.949 1	0.303 1	0.085 4	是	—	1	1	100	是	—	3	3	95.6
	25	0.717	0.627 3	0.304			1	1				3	3	
	26	0.974 7	0.199	0.101 6			1	1				1	3	
	27	0.930 1	0.332 9	0.155 5			1	1				3	3	
滚动体裂纹	24	0.998 9	0.04	0.022 5	是	—	2	2	97.8	是	—	1	1	100
	25	0.993 7	0.076 7	0.081 7			2	2				1	1	
	26	0.999 3	0.026 2	0.028 4			2	2				1	1	
	27	0.999 6	0.026 1	0.014 3			3	2				1	1	
外圈裂纹	21	1	0.004 4	0.002	是	—	3	3	100	是	—	2	2	100
	22	1	0.002 3	0.002 6			3	3				2	2	
	23	1	0.003 4	0.001			3	3				2	2	
	24	1	0.004 7	0.002			3	3				2	2	

诊断过程均是在故障类型与模式编号按以下映射关系的条件下进行的:内圈故障→1,滚动体故障→2,外圈故障→3。若改变以上映射关系,例如改为:内圈故障→3,滚动体故障→1,外圈故障→2,LS-SVM 故障识别效果将恶化。表 3 上半段“映射关系 2”栏就是在两层 LS-SVM 均设定:用 Poly 核, $\gamma=10, d=1, c=1$ 时 LS-SVM 的识别结果。其中滚动体故障识别率为 0,诊断失败。这说明映射关系的选择需要凭借经验,如果经验不足则选择不可避免地带有随机性,造成诊断结果因映射关系不同而产生巨大反差。表 3 下半段“映射关系 2”栏为对 γ, d, c 进行遗传算法分层优化(遗传算法控制参数及 γ, d, c 取值范围的设置均同上)后的识别结果,显然滚动体识别率发生质的变化,达到 100%,而内圈,外圈故障识别率也一直保持在高水平。表明在 Poly 核条件下,用遗传算法分层优化惩罚因子 γ 、指数参数 d 和补偿参数 c 可以克服 LS-SVM 严重依赖故障

类型与模式编号映射关系先验知识的不足,不论映射关系如何更改,都能得到高可靠性的故障识别精度,极大地提高了 LS-SVM 的内推和外推能力,实现了自适应故障诊断。遗传算法分层优化同样适用于线性、径向基、Sigmoid 等现有所有核条件下 LS-SVM 的优化。

5 结 论

笔者提出基于遗传算法分层优化多类 LS-SVM 的旋转机械故障诊断模型是先将故障振动信号 EMD 分解为若干个平稳 IMF 之和,再选择反应故障调制特征的前若干层 IMF 分量的瞬时幅值能量作为故障特征矢量输入到遗传算法分层优化好的采用多项式核的 LS-SVM 中进行故障识别。各类故障样本瞬时幅值能量矢量的不同集中反映出各类故障之间的差异性,这种差异性有利于故障模式识别;遗传算法分层优化参数方法可提高多项式、线性、径

向基、Sigmoid 核函数下 LS-SVM 的故障识别率,可弱化 LS-SVM 对故障类型与模式编号映射关系的要求,减少对映射关系选择经验的依赖,极大地提高了 LS-SVM 的自适应故障诊断能力和实际应用价值,适用于 3 类以上故障诊断。

参考文献:

- [1] CHEN C, PEI C X, ZHU C H, et al. A time series model for accurately predicting the WLAN traffic[J]. Journal of Xidian University, 2006, 33(3): 337-340.
- [2] CHAPELLE O, VAPNIK V N, BOUSQUET O, et al. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 131-159.
- [3] JONG I P, SEUNG H B, MYONG K J, et al. Dual features functional support vector machines for fault detection of rechargeable batteries [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2009, 39(4): 480-485.
- [4] ACEVEDO-RODRÍGUEZ J, MALDONADO-BASCÓN S, LAFUENTE-ARROYO S, et al. Computational load reduction in decision functions using support vector machines [J]. Signal Processing, 2009, 89(10): 2066-2071.
- [5] 王太勇, 何慧龙, 王国锋, 等. 基于经验模式分解和最小二乘支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2007, 43(4): 88-92.
WANG TAI-YONG, HE HUI-LONG, WANG GUO-FENG, et al. Rolling-bearings fault diagnosis based-on empirical mode decomposition and least square support vector machine [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(4): 88-92.
- [6] DAVID V, SÁNCHEZ A. Advanced support vector machines and kernel methods [J]. Neurocomputing, 2003, 55(1/2): 5-20.
- [7] JOSÉ M A, FERNANDO A, JOSÉ M D, et al. Combining neural networks and genetic algorithms to predict and reduce diesel engine emissions[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(1): 46-55.
- [8] ALEXANDRA M B, JEREMY R, HIDEYUKI T, et al. Ergonomic chair design by fusing qualitative and quantitative criteria using interactive genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(3): 343-354.
- [9] 刘占生, 窦唯, 王东华, 等. 基于遗传算法的旋转机械故障诊断方法融合[J]. 机械工程学报, 2007, 43(10): 227-233.
LIU ZHAN-SHENG, DOU WEI, WANG DONG-HUA, et al. Rotating machinery fault diagnosis combination of method based on genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(10): 227-233.
- [10] 何浩祥, 闫维明, 周锡元. 小波支持向量机在结构损伤识别中的应用研究[J]. 振动、测试与诊断, 2007, 27(1): 53-57.
HE HAO-XIANG, YAN WEI-MING, ZHOU XI-YUAN. Application of wavelet support vector machine to structural damage detection [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2007, 27(1): 53-57.
- [11] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letter, 1999, 9(3): 293-300.
- [12] YANG W X. Establishment of the mathematical model for diagnosing the engine valve faults by genetic programming[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 293(1/2): 213-226.
- [13] 孙晖, 朱善安. 基于自适应滤波的滚动轴承故障诊断研究[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2005, 39(11): 1746-1749.
SUN HUN, ZHU SHAN-AN. Rolling bearing fault diagnosis based on adaptive filtering [J]. Journal of Zhejiang University : Engineering Science, 2005, 39(11): 1746-1749.
- [14] 李辉, 郑海起, 杨绍普. 基于 EMD 和 Teager 能量算子的轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2008, 27(10): 15-22.
LI HUI, ZHENG HAI-QI, YANG SHAO-PU. Bearing fault diagnosis based on EMD and Teager Kaiser energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27(10): 15-22.
- [15] 于德介, 程军圣, 杨宇. 机械故障诊断的 Hilbert-Huang 变换方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006.

(编辑 张小强)