

7500 吨浮吊齿轮箱故障诊断系统的研究

陈勇旗^{1,2}, 陈启军¹

CHEN Yong-qi^{1,2}, CHEN Qi-jun¹

1. 同济大学 控制科学与工程系, 上海 201804

2. 宁波大学 科学技术学院, 浙江 宁波 315211

1. Department of Control Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China

2. College of Science and Technology, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China

E-mail: lingfen7781@163.com

CHEN Yong-qi, CHEN Qi-jun. Fault diagnosis of 7500 ton floating crane gear box based on discrete wavelet tikhonov SVM. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(13): 220-222.

Abstract: Discrete wavelet Tikhonov support vector machines(SVM) is presented to solve the problem of fault diagnosis for 7500 ton floating crane gear box, which combines discrete wavelet transform and Tikhonov support vector machines. Vibration signal is processed by discrete wavelet transform at the input layer and the detail energy parameters are obtained as fault character vectors. Tikhonov support vector machines is trained according to these character vectors. The trained Tikhonov support vector machines diagnoses the fault. This method is successfully used to diagnose the fault of 7500 Ton Floating Crane Gear Box. Experiment result proves that the fault recognition rate of the method is better than the regular BP network.

Key words: tikhonov support vector machines; discrete wavelet transform; floating crane gear box; fault diagnosis

摘要: 针对 7500 吨浮吊齿轮箱故障诊断问题, 将离散小波变换和 Tikhonov 支持向量机结合建立了一个浮吊齿轮箱故障诊断系统。在输入层对振动信号进行离散小波变换, 提取不同频带的能量参数作为故障特征向量, 利用这些特征向量进行 Tikhonov 支持向量机的学习, 训练后的 Tikhonov 支持向量机诊断浮吊齿轮箱故障。实验结果表明, 离散小波 Tikhonov 支持向量机具有很强的故障识别性能和鲁棒性, 诊断精度优于常规的 BP 网络方法。

关键词: Tikhonov 支持向量机; 离散小波; 浮吊齿轮箱; 故障诊断

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.13.065 文章编号: 1002-8331(2009)13-0220-03 文献标识码: A 中图分类号: TP273

1 引言

振华公司设计的 7500 吨全回转自航浮吊是当今世界起重量最大的浮式起重机, 成为中国又一项重大的技术创新成果。齿轮箱是全回转自航浮吊的一个重要组成部件, 齿轮箱主要包括轴、齿轮和滚动轴承等部件, 齿轮箱的运行是否正常关系到整个 7500 吨浮吊的工况状态。由于制造和装配误差或在不适当的条件下工作, 使齿轮箱中零件甚至机组损伤, 据统计, 齿轮箱中齿轮零件损坏的比例为 60% 以上, 齿轮本身的失效对系统影响最大^[1]。因此, 必须在齿轮运行过程中对其运行状态及时做出判断, 采取相应的对策, 杜绝事故的发生。这样就可大大提高机器运行的可靠性。对于实际中的齿轮故障, 传统的听、摸、看经常大拆大卸、开箱解体式人工诊断方法不仅增加了维修成本和维修周期, 还因经常受主观因素的干扰而造成很多误诊和漏诊, 远远不能适应实际需求, 因此建立齿轮箱的智能故障诊断系统尤为迫切。然而, 针对 7500 吨浮吊齿轮箱建立智能故障诊断存在 2 个困难: 一、直接对 7500 吨浮吊齿轮箱建

模难度很大甚至无法进行; 二、故障与故障征兆之间的关系十分复杂, 诊断问题存在模糊性。近年来, 将神经网络技术应用于齿轮箱振动故障的诊断, 较好地解决了上述问题, 并取得了一定的研究成果^[2]。但故障诊断中常用的 BP 网络存在易陷入局部极小点、学习收敛性较差、网络结构不能根据输入样本进行优化及对一些特征相似的模糊边界故障分辨率较低等缺点, 而离散小波变换技术的出现为故障诊断带来了新的方法和途径, 它是分析处理非平稳信号的有力工具, 能有效提取信号的局部时频特征, 并得到了广泛应用^[3]。支持向量机是基于统计学习理论基础上的一种模式识别方法, 在小样本模式识别和泛化性能方面表现出优于神经网络的特性^[4-5]。Tikhonov 多分类支持向量机是支持向量机领域最新研究成果之一^[6-7]。由于 Tikhonov 多分类支持向量机把多分类支持向量机问题转换为解决单个优化问题, 而无须将多分类问题拆分成多组两分类问题, 同时该方法将 SVM 的不等式条件转换为等式条件, 避免了二次型的求解问题, 相比目前常用一对一和一对多支持向量机, 具有软

基金项目: 国家“十一五”科技支撑计划重大项目资助(the National Great Project of Scientific and Technical Supporting Programs Funded by Ministry of Science & Technology of China During the 11th Five-year Plan. No.2007BAF10B00)。

作者简介: 陈勇旗(1977-), 博士生, 主研方向: 智能算法, 故障诊断; 陈启军(1966-), 主研方向: 智能控制, 机器人。

收稿日期: 2008-09-11 修回日期: 2008-12-19

件结构简单,误差小等优点,非常适合用于建立7500吨浮吊智能故障诊断系统,因此将重点探讨如何结合离散小波变换和Tikhonov多分类支持向量机进行7500吨浮吊齿轮箱故障诊断,并从理论和实践上论述了所提方法的有效性和可行性。

2 基于离散小波变换的故障特征信号的提取系统

7500吨浮吊的齿轮箱故障实验台部分主要由齿轮箱、直流驱动电机、变频器和传感器等部件组成。在齿轮箱信号采集过程中,齿轮的啮合振动通过轴传到轴承,由轴承座传到箱体,所以在进行测量时选择轴承座附近刚性较好的部分,在两端轴承座沿垂直方向安装一个加速度传感器,传感器被磁座固定在箱体上。对于转速信号,选择齿轮箱与电机的连接轴作为测试对象,在连接轴上固定金属片,使其对涡流传感器内部线圈电感量及损耗发生变化,从而测量出转速信号。获取有效的7500吨浮吊的齿轮箱故障特征信号。浮吊的齿轮箱在发生振动故障时,故障信号往往都是突变信号,这些突变信号中的奇异点包含了丰富的故障信息^[1]。例如,正常齿轮的信号反映在功率谱上,有啮合频率 f_m 及其谐波分量,即有 $nf_m(n=1,2,\dots)$,且以啮合频率成分为主,其高次谐波依次减小。同时,在低频处有齿轮轴旋转频率 f_r 及其高次谐波 $mf_r(m=1,2,\dots)$ 。而一旦发生齿轮磨损,啮合频率及其谐波分量保持不变,但其幅值大小改变,且高次谐波幅值相对增大较多。另外,随着磨损的加剧,还可能产生的 $1/k(k=2,3,\dots)$ 分数谐波。当发生轮齿折断,将以旋转频率为主要的频率特征,即 $mf_r(m=1,2,\dots)$ 。上述信号的奇异性可用其Lipschitz指数 α 来刻画,其大小可通过离散小波变换在不同尺度下的数值计算出来,这是其他数学方法难以做到的,主要原因是离散小波函数相当于一个带通滤波器,能使不同尺度下不同频率的信号通过不同的频带通道分离出去,因此对故障信号的奇异点进行离散小波变换分析能清晰地提取各个故障特征。离散小波变换将不同频率成分组成的浮吊的齿轮箱故障时间序列分解两个不同部分,一个是近似部分,一个是细节部分,其中离散小波变换近似部分在 j 层上可以表示为:

$$A_j = \sum_{-\infty}^{+\infty} f(n) \phi_{j,k}(n) = \sum_{-\infty}^{+\infty} f(n) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi\left(\frac{n-k2^j}{2^j}\right) \quad (1)$$

其中 $\phi_{j,k}(n)$ 是小波函数 $\psi_{j,k}(n)$ 的尺度函数, $f(n)$ 是7500吨浮吊齿轮箱故障时间序列。相似的,故障信号 $f(n)$ 的离散小波变换细节部分在第 j 层可表示为:

$$D_j = \sum_{-\infty}^{+\infty} f(n) \psi_{j,k}(n) = \sum_{-\infty}^{+\infty} f(n) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{n-k2^j}{2^j}\right) \quad (2)$$

基于上述公式,通过对7500吨浮吊故障信号 $f(n)$ 的3层分解,得到了一个分等级的近似和细节信号,计算处理后可以获得齿轮箱故障时间序列 $f(n)$ 的8个不同频带的能量参数。当齿轮箱出现故障时,与正常状态相比,相同频带内信号的能量有些会出现明显的差别,而不同能量的变化代表不同的故障信息,因此这些能量参数作为故障特征向量。

3 基于离散小波Tikhonov SVM的故障诊断系统

3.1 Tikhonov支持向量机结构

基于统计学习理论的支持向量机(SVM)是二分类模式识别算法,为了将SVM有效地应用到7500吨浮吊多类故障诊断情况中,需要研究多分类支持向量机算法。目前,常用的支持

向量机多分类算法主要有一对一分类和一对多分类,其本质都是将多故障分类问题拆分成多个两分类问题,上述两种算法都存在相同的缺点:二分类SVM子问题需要多次重复运行,训练和分类的计算工作量很大,软件设计复杂,速度较慢等缺点。Tikhonov支持向量机一次性处理所有类别的数据,而无须将多故障分类问题拆分成多组两分类问题,同时该方法将基本SVM的不等式条件转换为等式条件,因此避免了二次型的求解问题,具有软件结构简单,误差小等优点,非常适合7500吨浮吊齿轮箱故障诊断问题。在Tikhonov支持向量应用于7500吨浮吊齿轮箱故障诊断系统中,将离散小波变换获取的故障特征训练样本表示为矩阵 $A^{(i)} \in R^{m_i \times n}, i=1 \dots k (k \geq 2), A^{(i)}$ 为 $m_i \times n$ 维的矩阵,其中 m_i 表示第 i 类样本的数目, n 表示样本的维数,同理 $A^{(j)}$ 表示第 j 类样本,表示为 $m_j \times n$ 维的矩阵,针对 i 类样本,设 $y^{(ij)} = +1$,对于 j 类样本, $y^{(ij)} = -1$,同时设 e 为单位阵。最终Tikhonov多故障分类支持向量机的矩阵表示形式:

$$\min J(w, \lambda, \xi) = \frac{\lambda}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} \|\xi\|^2$$

$$\xi = Y\psi(A)w - YE\gamma - e$$

$$A_{m \times n} = \begin{bmatrix} A^{(1)} & 0 & 0 \\ A^{(2)} & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & A^{(i)} & 0 \\ 0 & A^{(j)} & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & A^{(k-1)} \\ 0 & 0 & A^{(k)} \end{bmatrix} \quad E_{m \times n} = \begin{bmatrix} e^{(1)} & 0 & 0 \\ e^{(2)} & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & e^{(i)} & 0 \\ 0 & e^{(j)} & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & e^{(k-1)} \\ 0 & 0 & e^{(k)} \end{bmatrix}$$

$$Y_{m \times 1} = \begin{bmatrix} y^{(12)} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & & 0 \\ 0 & y^{(ij)} & \dots & 0 \\ 0 & \dots & & 0 \\ 0 & 0 & \dots & y^{(k-1)k} \end{bmatrix} \quad e_{m \times 1} = \begin{bmatrix} e^{(i)} \\ e^{(j)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$i < j, m = \sum_{i < j} (m_i + m_j) \quad \bar{n} = k(k-1)/2$$

将上式 w 转换为其非线性映射的等价形式 $w = \Psi(A^T)Y\alpha$,同时设高斯核函数矩阵 $K_{m \times m} = K(A, A^T) = Y\psi(A)\psi(A^T)Y$,可以推导出Tikhonov支持向量机的标准形式:

$$\min J(w, \lambda, \xi) = \frac{\lambda}{2} \alpha^T K \alpha + \frac{1}{2} \|K\alpha - YE\gamma - e\|^2 \quad (4)$$

故障训练样本代入式(3)的样本矩阵中,对式(4)求取微分,最终故障分类决策函数可以表示为下式:

$$f(x) = \text{sign}[K(x^T, A^{(ij)T})Y^{(ij)} a - \gamma] = \begin{cases} +1, x \in \text{类 } A^{(i)} \\ -1, x \in \text{类 } A^{(j)} \end{cases}$$

$$i, j = 1 \dots k$$

$$\gamma = [\gamma^{(ij)}, \dots, \gamma^{(k-1)k}]^T = (E^T Y Y E)^{-1} (E^T Y K a - E Y e) \quad (5)$$

$$a = [a^{(ij)T}, \dots, a^{(k-1)kT}]^T =$$

$(\lambda I + K - YE(E^T Y Y E)^{-1} E^T Y K)^{-1} (-YE(E^T Y Y E)^{-1} E^T Y e + e)$ 对故障测试样本 x 进行模式分类,投票策略被应用到该支持向量机的决策函数中,最终测试故障样本属于票数最多的那类故障。

上述 Tikhonov 支持向量机故障样本学习过程中, 2 个重要的参数需要选择: 参数 λ 平衡了分类误差的最小化与分类间隔最小化之间的矛盾, 高斯核函数中宽度参数 σ^2 控制了支持向量机的故障分类能力, Oladunni 在选择 Tikhonov 支持向量机的平衡参数采用实验适凑法^[6], 这种方法非常耗费时间, 而且很难获取到最优参数, 为进一步提高 Tikhonov 支持向量机故障分类能力, 利用遗传算法对上述两个参数进行了自动选择, 算法流程如下:

- 步骤 1 设置两个参数 λ, σ^2 的初始种群;
- 步骤 2 设置遗传算法适应度函数, 交叉、变异概率、群体规模和进化代数;
- 步骤 3 应用故障训练样本集和参数 λ, σ^2 种群, 对 Tikhonov 支持向量机进行训练, 推出不同参数 λ, σ^2 对应的 α_i 数值;
- 步骤 4 将参数 α_i 代入适应度函数, 获取参数 λ, σ^2 的适应度值;
- 步骤 5 根据适应度值和交叉、变异概率对参数 λ, σ^2 的种群进行选择、复制、交叉和变异操作, 获取参数的新种群;
- 步骤 6 判断进化代数是否满足, 如未满足, 继续从步骤 2 重复运行, 否则转入下一步;
- 步骤 7 获取到参数的优化值, 完成 Tikhonov 支持向量机的参数自动选择。

3.2 基于离散小波 Tikhonov 支持向量机的故障诊断系统

离散小波变换和 Tikhonov 支持向量机的结合主要有 2 种途径: (1) 松散结合, 即离散小波分析作为 Tikhonov 支持向量机的前置处理手段, 为 Tikhonov 支持向量机提供输入特征训练样本向量和测试样本向量; (2) 紧致结合, 即离散小波分析和 Tikhonov 支持向量机直接融合, 用小波函数或尺度函数

直接作为 Tikhonov 支持向量机的核函数。本文采用第一种松散型结合: 首先对 7 500 吨浮吊齿轮箱振动信号进行离散小波变换以提取不同频带的能量参数作为故障特征向量, 然后根据这些特征向量, 完成 Tikhonov 支持向量机的训练学习, 最后用该学习过的 Tikhonov 支持向量机故障诊断模型进行故障诊断。具体图解如图 1 所示。

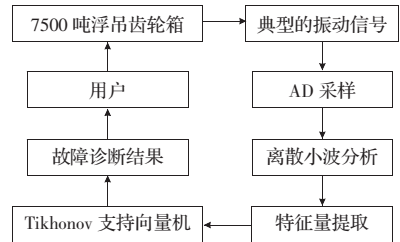


图 1 基于小波 Tikhonov 支持向量机松散型结合的故障诊断系统

上述基于离散小波 Tikhonov 支持向量机的故障诊断系统的特点有: (1) 振动信号直接通过传感器测得; (2) 故障可在线诊断; (3) 离散小波抗干扰能力强, 诊断系统具有鲁棒性。

4 离散小波 Tikhonov 支持向量机在 7 500 吨浮吊齿轮箱故障诊断中的应用

为了验证离散小波 Tikhonov 支持向量机的有效性, 以 7 500 吨浮吊齿轮箱常见的 3 种模式: (1) 正常模式; (2) 齿轮磨损; (3) 齿轮断齿为分析对象。输入矢量取为通过离散小波频域分析获取的齿轮箱振动信号 8 个频段的能量值 T0~T7, 表 1 列出了用于 Tikhonov 支持向量机训练的 9 组代表性样本(表中数据已作归一化处理)。

利用上述训练样本对 Tikhonov 支持向量机故障诊断网络训练完毕后, 另取 9 组数据作为检验样本对该诊断网络进行检验, 9 组数据分别为前 3 组为正常模式, 中间 3 组为齿轮磨损,

表 1 Tikhonov 支持向量机训练样本

训练样本输入								训练样本输出			故障模式
T0	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	F1	F2	F3	
0.496	0.242	0.019 1	0.198 6	0.013 8	0.013 7	0.008 6	0.007 9	1	0	0	正常模式
0.495	0.292	0.014 3	0.158 3	0.009 6	0.010 4	0.008 5	0.010 8	1	0	0	正常模式
0.469	0.289	0.028 7	0.017 1	0.148 1	0.014 5	0.019 7	0.013 8	1	0	0	正常模式
0.614	0.254	0.012 2	0.123 3	6.05e-05	1.38e-04	0.004 3	0.001 4	0	1	0	齿轮磨损
0.643	0.226	0.013 1	0.110 6	3.81e-04	2.17e-04	0.005 2	0.001 6	0	1	0	齿轮磨损
0.636	0.238	0.010 7	0.112 4	1.52e-04	3.28e-04	0.003 4	0.001 7	0	1	0	齿轮磨损
0.217	0.105	0.024 5	0.077 4	0.281 8	0.140 5	0.040 2	0.112 3	0	0	1	齿轮断齿
0.254	0.111	0.021 0	0.089 3	0.229 8	0.170 2	0.048 7	0.073 8	0	0	1	齿轮断齿
0.241	0.101	0.017 2	0.068 0	0.245 0	0.195 2	0.044 3	0.086 2	0	0	1	齿轮断齿

表 2 测试结果

训练样本输入								小波支持向量机			BP 神经网络		
T0	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	F1	F2	F3	F1	F2	F3
0.478	0.245 7	0.029 3	0.152	0.022 7	0.022 4	0.027 7	0.021 6	1	0	0	0.861 5	0.070 8	0.017 4
0.543	0.336 7	0.015 4	0.140	0.012 8	0.012 9	0.023 2	0.015 3	1	0	0	0.392 5	0.704 3	0.051 8
0.494	0.251 4	0.024 7	0.149	0.017 0	0.023 6	0.018 5	0.020 3	1	0	0	0.804 8	0.109 4	0.008 6
0.592	0.266 1	0.012 8	0.117	5.7e-04	0.001 1	0.007 2	0.001 5	0	1	0	0.171 3	0.843 4	0.003 0
0.591	0.266 9	0.008 9	0.128	1.5e-04	1.6e-04	0.003 5	0.001 4	0	1	0	0.109 2	0.959 0	0.004 4
0.545	0.311 0	0.013 8	0.123	3.8e-04	1.6e-04	0.005 9	0.001 9	0	1	0	0.352 1	0.738 4	0.002 6
0.228	0.117 5	0.022 7	0.086	0.236 9	0.114 8	0.049 4	0.143 4	0	0	1	0.056 6	0.001 6	0.962 8
0.216	0.103 1	0.030 2	0.072	0.235 5	0.172 2	0.062 2	0.106 0	0	0	1	0.024 7	0.003 1	0.989 0
0.324	0.155 8	0.018 5	0.099	0.166 6	0.095 8	0.043 9	0.095 2	0	0	1	0.063 3	0.151 5	0.977 2