

基于多小波能量谱与 SVM 的 导弹惯性器件故障预报*

刘丙杰¹, 黄岳¹, 马瑞萍²

(1 海军潜艇学院, 山东青岛 266071; 2 海军装备研究院, 北京 100161)

摘要:针对利用时域信号进行故障预报精度低的问题,提出一种基于多小波能量谱与支持向量机(SVM)的故障预报方法。该方法以信号在多小波域上分解形成的能量谱作为故障的诊断特征,通过距离评测准则选取最优多小波能量谱特征子集。最后将最优特征作为样本训练支持向量机。利用训练后的 SVM 进行故障预报,试验结果表明多小波能量谱能更有效地反映惯性器件故障特征,利用 SVM 与多小波能量谱结合可以得到更好的预测精度。

关键词:故障预测;多小波能量谱;惯性器件;支持向量机

中图分类号:TJ765.4 **文献标志码:**A

Inertia Devices Fault Prediction Based on Multiwavelet Energy Spectrum and Support Vector Machine

LIU Bingjie¹, HUANG Yue¹, MA Ruiping²

(1 Navy Submarine Academy, Shandong Qingdao 266071, China;

2 Naval Academy of Armament, Beijing 100161, China)

Abstract: To improve fault predicting precision, the signal energy spectrum in multi-wavelet domain was used as fault diagnosis characteristics, support vector machine (SVM) was used for fault prediction of inertia devices of missile. With the distance evaluation technique, the sub-filed with optimal features was obtained. The optimal features were input into the SVM to identify different fault cases. The experimental results show that the fault predicting precision is improved by the proposed method.

Keywords: fault prediction; multi-wavelet energy spectrum; inertia device; support vector machine

0 引言

惯性器件是弹道导弹控制系统的关键部件,它的可靠性直接影响整个控制系统的可靠性,其性能好坏甚至直接影响到飞行器飞行的成败。由于惯性器件本身的复杂性及其故障的多样性,难以用解析模型来描述惯性器件的故障现象。目前,主要模型有神经网络^[1]、支持向量机^[2]等方法。这些方法在导弹惯性器件的故障预报中都有成功的应用。支持向量机方法的泛化能力较强,但是由于惯性器件故障的多样性以及测试数据的不稳定性,支持向量机对惯性器件难以进行全面预报。

多小波(multi-wavelet)变换是在小波分析基础之上发展起来的一种新的小波构造理论。在实际应用中,由于多小波受波形匹配的影响较小,对信号的先验知识要求较低,因此在处理多种形态的信号时具有比传统小波更优越的性能^[3]。文中利用多小波变换对导弹惯性器件漂移参数进行预处理,形成故障特征,然后利用支持向量机进行故障预报。

1 多小波的基本理论

多小波与传统小波不同,多小波实际上是一个多输入多输出系统。在处理信号前,一般需要先矢量化初始数据,使进入塔式算法的输入变成

* 收稿日期:2008-12-24

作者简介:刘丙杰(1979-),男,山西曲沃人,讲师,博士,研究方向:故障诊断、安全性分析、系统仿真等。

与多小波维数相同的数据。在信号的重构时,需要把数据合成与原维数相同的数据。

1.1 多小波的分解与重构算法

多小波是指由两个或两个以上的函数作为尺度分量生成的小波。 r 重多尺度函数为:

$$\Phi(t) = (\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_r(t))^T$$

$\varphi_l(t) \in L^2(R), l = 1, 2, \dots, r$, 与其对应的正交多小波函数为:

$$\Psi(t) = (\psi_1(t), \psi_2(t), \dots, \psi_r(t))^T$$

多尺度函数和多小波函数满足矩阵双尺度方程:

$$\begin{aligned} \Phi(t) &= \sum_{k=0}^{M-1} \mathbf{H}_k \Phi(2t - k) \\ \Psi(t) &= \sum_{k=0}^{M-1} \mathbf{G}_k \Phi(2t - k) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $\{\mathbf{H}_k\}, \{\mathbf{G}_k\}, (k = 0, 2, \dots, M-1)$ 是 $r \times r$ 维矩阵。 M 是多小波滤波器的长度。

令 $f \in \mathbf{V}_J, \mathbf{V}_J$ 是由 $\varphi_{l,J,k}(t) = 2^{J/2} \varphi_l(2^J t - k), l = 1, 2, \dots, r, k \in Z$ 线性张成的闭集, 根据多小波多分辨率分析, 则有:

$$\begin{aligned} f(t) &= \sum_{l=1}^r \sum_{k \in Z} c_{l,J,k} \varphi_{l,J,k}(t) = \\ & \sum_{l=1}^r \sum_{k \in Z} c_{l,J_0,k}(t) \varphi_{l,J_0,k}(t) + \\ & \sum_{l=1}^r \sum_{J_0 \leq j < J} \sum_{k \in Z} d_{l,j,k} \psi_{l,j,k}(t) \end{aligned} \quad (2)$$

这里 $c_{l,j,k} = \int f(t) \varphi_{l,j,k}(t) dt, d_{l,j,k} =$

$$\int f(t) \psi_{l,j,k}(t) dt \quad J > J_0. \text{ 令:}$$

$\mathbf{c}_{j,k} = (c_{1,j,k}, \dots, c_{r,j,k})^T, \mathbf{d}_{j,k} = (d_{1,j,k}, \dots, d_{r,j,k})^T$ 则有如下的分解与重构公式:

$$\mathbf{c}_{j-1,k} = \sum_{n=0}^{M-1} \mathbf{H}_n \mathbf{c}_{j,2k+n} \quad (3)$$

$$\mathbf{d}_{j-1,k} = \sum_{n=0}^{M-1} \mathbf{G}_n \mathbf{c}_{j,2k+n}$$

$$\mathbf{c}_{j,k} = \sum_{n=0}^{M-1} (\mathbf{H}_n^T \mathbf{c}_{j-1,k+2n} + \mathbf{G}_n^T \mathbf{d}_{j-1,k+2n}) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{c}_{j,k}$ 为多小波分解和重构的低频系数, $\mathbf{d}_{j,k}$ 为多小波分解和重构的高频系数。

1.2 平衡多小波法

1998年, Lebrun J 和 Vetterli M 提出了平衡多小波的概念, 它可避免预滤波。平衡多小波的

基本思想是构造一个低通合成算子 L , 其中 L 由低通滤波器 h_k 组成, 以同样方式可定义由高通滤波器 g_k 组成的高通合成算子 H 。当 L^T 保持向量 $\mathbf{u}_1 = [\dots, 1, 1, 1, \dots]^T$ 时, 称正交多小波系统是平衡的。目前大多数多小波, 并不满足这一要求。构造平衡多小波是消除多小波的不平衡现象的方法之一。经过平衡变换, 使原有的低高通滤波器既满足了向量的多通道特性, 又尽可能保持多小波的正交性、对称性和短支撑性不被破坏。

2 多小波能量谱的最优特征提取

2.1 多小波多尺度能量谱特征

首先将测取的惯性器件飘移信号进行多小波变换, 并获取该信号沿尺度(频率)轴上的能量分布情况, 然后将其按尺度顺序排列成向量, 作为特征向量。这种基于尺度-能量谱特征表示如下:

$$\mathbf{E} = \{\mathbf{E}_{d1}, \mathbf{E}_{d2}, \dots, \mathbf{E}_{dJ}\} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{E}_{dj} (j = 1, 2, \dots, J)$ 为不同尺度下小波系数的能量, J 为信号分解的尺度。能量的计算一般如下表示:

$$\mathbf{E}_{dj} = \{E_{dj,1}, E_{dj,2}, \dots, E_{dj,r}\} \quad (6)$$

$$E_{dj,l} = \left(\frac{1}{h} \sum_{i=1}^L d_{i,j,l}^2 \right)^{1/2}, l = 1, 2, \dots, r \quad (7)$$

其中 $d_{i,j,l}$ 是第 j 层分解的第 l 维小波系数, h 为小波系数的长度, r 为多小波的维数。

2.2 基于距离评估准则的最优特征提取

故障特征的提取与选择是诊断的关键环节, 提取与选择出最优的故障特征可以提高诊断的效率和准确率。由于多小波多尺度能量谱分解特征常常存在一定的相关性和冗余性, 故采取一种有效的特征选取方法——距离评估准则对这些特征进行有效的选择, 最终构成用于分类的最优特征集。

假设 c 个模式类 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ 的联合特征向量集为 $\{p^{(i,k)}, i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, N_i\}$, 其中 $p^{(i,k)}$ 为 ω_i 中的第 k 个特征, N_i 为 ω_i 中特征矢量的数目。特征选择可分为 3 个步骤。

Step 1 计算 ω_i 特征矢量间的平均距离:

$$S_i = \frac{1}{2N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \frac{1}{N_i - 1} \sum_{k=1}^{N_i} |p^{(i,j)} - p^{(i,k)}| \quad (8)$$

将 $S_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 平均后得到平均类内距离为:

$$S_w = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c S_i \quad (9)$$

Step 2 计算 c 个模式类的类间距离:

$$S_b = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c |\mu^{(i)} - \mu| \quad (10)$$

式中, $\mu^{(i)} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} p^{(i,k)}$ 为 ω_i 中所有特征的均值,

$\mu = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \mu^{(i)}$ 为 c 个模式类样本的总体均值。

Step 3 定义类间距与类内距的比值 J_A 为距离评估指标:

$$J_A = \frac{S_b}{S_w} \quad (11)$$

从上式的定义中可以看出,小的平均类内距离和大的平均类间距离才具有好的可分性,因此选择大于一定阈值的 J_A 所对应的特征构成最优特征集。

3 基于支持向量机的故障预报模型

由于支持向量机理论在很多文献中都有详细描述^[4-5],文中仅论述基于支持向量机的故障预报模型,所有支持向量机的改进型都适合于本模型。假设有一组训练样本 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l), x \in E, y \in R\}$, E 是欧氏空间。故障预报模型如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (12)$$

α_i, b 为待训练参数, $K(x_i, x)$ 为核函数,最常用的核函数是多项式核函数 $K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^d$ 和径向基核函数 $K(x, x_i) = \exp(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2})$, 其中 d 是多项式核的阶数; σ^2 是径向基核的宽度参数。模型计算步骤如下:

Step 1 数据的采集与预处理。这里主要包括对目标系统状态数据的采集,以获得所需的时间序列历史数据,然后对采集的时间序列数据要进行预处理,主要是异常值的剔除,样本数据等间隔化处理,然后对样本数据进行非线性性判断以生成能用于支持向量机学习训练的样本形式。

Step 2 利用支持向量机对训练样本进行学习训练,建立预测模型。

Step 3 利用建立好的预测模型,根据系统历史状态数据对未来的状态进行预测。

Step 4 根据支持向量机预测模型对系统未来状态的预测结果进行残差阈值检验,作出故障预报。

4 实例分析

为了验证基于多小波能量的有效性与实用性,对惯性器件的漂移参数进行了试验分析。

选取某陀螺仪的漂移误差作为其性能可靠性评价的故障特征量,当预测值在设定的阈值范围内波动时,认为系统正常,否则认为系统发生故障。

4.1 最优特征集的选取

文中对多小波分解产生的能量谱特征进行最优特征子集的选取,去除不相关信息及冗余信息。文中采用文中基于距离评估准则的方法,对陀螺漂移信号的多小波 5 层分解产生的 12 个能量谱特征进行最优选择,最终构成用于分类的最优特征集。阈值的大小定为 10,试验结果如表 1 所示。

表 1 基于距离的最优特征个数及评估指标总和

| 小波 | 预处理 | 特征个数 | 评估指标总和 |
|------|-----|------|--------|
| DB4 | 无 | 2 | 42.50 |
| Haar | 无 | 3 | 33.55 |
| CL4 | 平衡法 | 4 | 52.70 |
| SA4 | 平衡法 | 6 | 83.20 |
| GHM | 平衡法 | 4 | 59.05 |

从表 1 的结果发现,所有多小波的两预处理方法得到的大于 10 的特征个数及距离评估指标总和都优于传统小波 Haar 及 DB4 小波。

4.2 利用小波能量谱进行故障预报

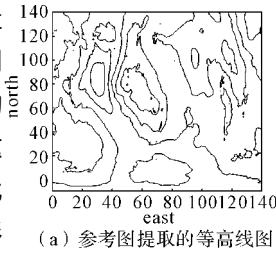
为了比较基于多小波能量特征与基于时域信号的故障预报的泛化能力,总共取 14 组数据,其中前 10 组用于训练,后 4 组数据用于预测检验,选择标准 SVM 回归机,试验结果如图 1 所示。

从图中可以看出,文中提出的多小波能量谱

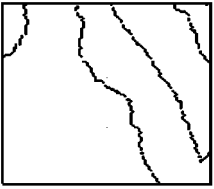
测量误差服从零均值的正态分布,均方差为 10m。

实时等高线图和参考等高线图以及匹配结果如图 1 所示。

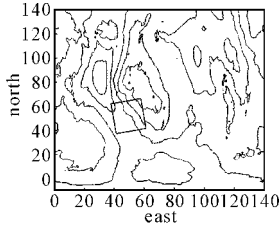
抗噪声能力是衡量一个算法的重要标志,同时,噪声会造成等高线的形变。本算法的一个重要特点就是受噪声干扰引起的等高线形变的影



(a) 参考图提取的等高线图



(b) 实时图提取的等高线图



(c) 实时图和参考图的匹配

图 1 实时图与参考图的匹配

响很小,表 1 给出了航向误差为 10°时,不同大小噪声条件下等高线匹配算法和传统灰度图像匹配的匹配精度比较为利用文中算法在航线误差和测量误差条件下进行的仿真试验表明:该算法具有较强的抗噪声能力,对航向误差不敏感,而且可以修正航向误差。

表 1 不同噪声条件下的两种算法匹配精度

| 算法 | 噪声方差/m | | | |
|--------------|--------|-------|-------|-------|
| | 5 | 10 | 15 | 20 |
| 文中方法定位精度/m | 3.25 | 3.74 | 4.17 | 4.86 |
| 文中方法定向精度/(°) | 0.23 | 0.31 | 0.40 | 0.46 |
| 传统灰度匹配方法/m | 20.51 | 23.62 | 29.08 | 40.83 |

4 结束语

文中针对实时地形和参考地形数据尺度相同的情况下,提出了利用旋转算子、平移算子和平均 Hausdorff 距离进行等高线匹配的方法,该方法对航向误差和噪声不敏感,且可修正航向误差,相对传统算法,具有较强的鲁棒性和可靠性。

参考文献:

[1] IN SO KWEON. Extracting topographic terrain features from elevation maps[J]. CVGIP: Image Understanding, 1994, 59 (2):171-182.

[2] Daniel P Huttenlocher. Comparing images using the Hausdorff distance[J]. IEEE Trans PAMI, 1993, 15(9):850-963.

[3] 秋则,程辉,田金文,等. 基于等高线图与小波变换的 3D 地形匹配算法研究[J]. 宇航学报,2004,25 (3):262-268.

[4] Gong H C. Development of terrain contour matching algorithm for the aided inertial navigation using radial basis functions[J]. J. Astron. Space Science,1998,15(1):229-234.

(上接第 75 页)

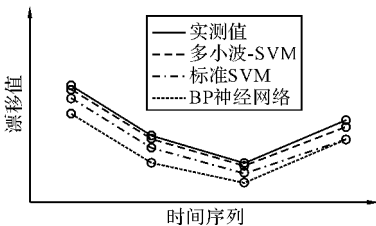


图 1 三种方法预测结果

SVM 故障预报精度比其他方法都高。说明利用多小波能量谱作为故障特征能够更好的反映惯性器件状态。文中仅仅利用了标准 SVM 作为预报模型,如果能对 SVM 进行改进,预报精度将会更高,同时通过改进还可以减少训练时间。

5 结论

文中研究了基于多小波能量谱与 SVM 的

导弹惯性器件故障预报问题。研究结果显示,利用多小波能量谱比传统的时域信号作为故障特征更有利于预报方法泛化能力的提高。

参考文献:

[1] 吕瑛洁,胡昌华. 基于 LMBP 神经网络的故障预报方法及其应用[J]. 机械科学与技术,2006,25 (01): 28-30.

[2] 蔡艳宁,胡昌华. 基于支持向量回归机的陀螺漂移预测模型[J]. 中国惯性技术学报,2007,15(10): 593-597.

[3] 黄宜军,邬长安,基于自适应多小波网络预测模型的飞控系统故障诊断仿真研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(5):1270-1273.

[4] 张学工. 统计学习理论的本质[M]. 北京. 清华大学出版社,2000.