

引用格式:肖东,江驹,余朝军,等.基于EEMD分解和多分类支持向量机的飞行器舵面系统故障诊断[J].电光与控制,2018,25(8):93-97. XIAO D,JIANG J, YU C J, et al. Fault diagnosis of aircraft actuator system based on EEMD and multi-class SVM[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(8):93-97.

基于EEMD分解和多分类支持向量机的飞行器舵面系统故障诊断

肖东, 江驹, 余朝军, 周俊

(南京航空航天大学,南京 210016)

摘要:为监测无人机舵面系统的工作状态,提出一种集合经验模态分解和后验概率下多分类支持向量机相结合的诊断方法。该方法将飞机方向舵的正常状态、松浮状态、损伤状态、卡死状态以及反向状态等5种典型工况下的输出信号作为研究对象,首先将采集到的信号进行集合模态经验分解,得到一系列成分简单的固有模态函数,然后分别计算各阶分量的能量值并以此构成信号特征矢量,最后以此作为输入信息建立基于后验概率的多分类支持向量机,进而判定飞机舵面系统的故障类型。仿真实验结果表明,该方法可以有效地应用于舵面系统的故障诊断。

关键词:舵面系统;集合经验模态分解;后验概率;支持向量机;故障诊断

中图分类号:V271.4; TP274 文献标志码:A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.08.019

Fault Diagnosis of Aircraft Actuator System Based on EEMD and Multi-Class SVM

XIAO Dong, JIANG Ju, YU Chao-jun, ZHOU Jun

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To monitor the working conditions of UAV's actuator system in time, a novel fault-diagnosis approach was proposed based on Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) and the multi-class Support Vector Machine (SVM) with posterior probability. The actuator signals obtained under five typical working conditions were taken as the object of study, i. e., normal condition, loose condition, damaged condition, stuck condition and reverse condition. First, EEMD was made to the collected signals, which were decomposed into a series of Intrinsic Mode Functions (IMFs) with simple components. Then, the energy values of the components of each order were calculated, by which the signal feature vector was obtained. Finally, the multi-class SVM based on posterior probability was established according to the feature information, and thus the type of the aircraft actuator system fault was identified. Simulation results show that the proposed approach can be applied to the fault diagnosis of the actuator system.

Key words: actuator system; Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD); posterior probability; Support Vector Machine (SVM); fault diagnosis

0 引言

飞机舵面系统是飞行器正常工作的重要部件,频繁的控制任务使舵面的执行机构成为最容易发生故障的部分,执行机构性能的改变直接影响飞行控制策略以及控制指令,影响操纵者的分析和决策,因此,对舵

面系统的故障进行及时的检测和诊断就显得非常重要。舵面执行机构常见的故障类型有结构性损伤、飞车饱和、卡死、损伤(部分失效)、松浮、反向、噪声干扰等^[1],其发生故障后,会给系统的输出带来附加扰动和不确定性,导致非平稳输出信号在时域和频域上发生变化^[2]。

由于数学模型难以完全贴近实际中的舵面执行机构,一般利用系统输出/振动信号等进行故障类型的识别,国内外学者提出基于时频分析的特征提取和模式识别等相结合的智能故障诊断方法^[3-4]。文献[5]利用D-S算法和神经网络信息融合技术对输出信息进行融合,用于舵面的损伤状态检测,但该方法利用模式匹配只能分析相同模式的损伤程度,对没有经过学习训

收稿日期:2017-09-12

修回日期:2017-10-05

基金项目:国家自然科学基金(61673209);南京航空航天大学研究生开放基金(KFJJ20160318)

作者简介:肖东(1994—),男,江西九江人,硕士,研究方向为优化算法及无人机协同。

练的样本不具有很好的识别能力。文献[6]利用小波包分析和支持向量机相结合的方法,对舵面执行机构的结构性损伤进行特征提取和识别诊断,但是其利用小波包分析提取到的不同频段的能量特征明显集中在高频噪声区,而且小波包分析更加适合于频率信息丰富的振动信号,对低频输出信号的区分并不十分明显,尤其是难以识别执行机构的正常状态和损伤状态。

经验模态分解根据信号本身自适应地选择滤波频带以及不同频段的分辨率,克服了传统包络分析依赖预处理的问题,而且该方法适用于非平稳信号^[7]。为此,本文采用改进的经验模态分解-集合经验模态分解方法将舵面系统的信号分解成多阶固有模态函数,然后计算包含主要故障信息的各阶分量的能量并将其作为特征向量,最后利用分解到的特征信息训练基于后验概率的多分类支持向量机,进而判定舵面执行机构的故障类型。

1 舵面信号的 EEMD 分解

与小波分解算法不同,经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)基于信号的局部特征时间尺度,把复杂的信号函数分解为有限的固有模态函数,进而导出有意义的希尔伯特变换时频谱。该算法克服了小波包分解对小波基函数的依赖,提高了对时频的分辨率,是一种自适应的数据分解方法,其算法描述见文献[8-9]。

经验模态分解作为一种自适应的信号分析方法已被广泛应用,但是该方法在信号分解过程中容易产生虚假分量并产生低频分量混叠。为抑制这些问题,文献[10]提出集合经验模态分解方法(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD),该方法本质是对叠加了高斯白噪声的被分析信号进行多次 EMD 分解,利用高斯白噪声频率均匀分布的统计特性使被分析信号在不同尺度上具有连续性,从而降低各 IMF 分量的模式混叠程度。根据零均值高斯白噪声的特性,通过若干组 IMF 总体平均使加入的高斯白噪声互相抵消,还原被分析信号。

EEMD 算法的具体步骤如下所述。

1) 对系统输出信号 x 进行降噪预处理,然后将其标准化。

$$\tilde{x} = V_{\sigma}^{-1} [x - E(x)] \quad (1)$$

式中: x 为输出信号序列; $E(x)$ 为序列对应的均值; V_{σ}^{-1} 为序列对应的方差。

2) 在第 m 次计算时,给信号 \tilde{x} 叠加一组高斯白噪声信号 $\omega(t)$, 获得一个总体信号

$$\hat{x}(t) = \tilde{x}(t) + \omega(t) \quad (2)$$

3) 利用经验模态分解将加入白噪声的信号 $\hat{x}(t)$ 分解为 IMF 分量。

4) 重复步骤 2), 3) 直到剩余分量不能再次分解。

这样,舵面输出信号经过多次分解以后可得

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (3)$$

式中: $c_i(t)$ 为每次分解出的本征模态函数; $r_n(t)$ 为分解后的残余函数,代表了信号的整体变化趋势。

2 多分类支持向量机的设计

支持向量机方法由 VAPNIK 等提出,最初应用于二分类问题,算法原理见文献[11]。由于该分类方法在处理小样本、非线性问题中具有良好的泛化能力而逐渐被应用于故障诊断领域。但是由于故障类型的多样化,因此需要将二分类支持向量机扩展到多分类。对于多分类问题,较为实用的方案是将多分类问题转化为多个二分类问题进行解决,这种方案包括一对一、一对多、层次多分类法等。前两种方法效率较高,但是存在不可识别域;层次法难以解决样本不均衡导致的最优分类面的偏移问题^[12]。因此,本文在后验概率的基础上采用多个一对一分类器构建多分类支持向量机。

本文选取舵面执行机构常见的 5 种典型输出,即正常、卡死、松浮、损伤以及反向为例进行诊断研究。首先需要建立 10 个一对一的二分类支持向量机(SVM1 ~ SVM10),对于单个二分类器,假设这两种故障类别的标签为 $y = \pm 1$, 其对应的特征向量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 那么其后验概率可表示为

$$p(y|\mathbf{x}) = (p(y)p(\mathbf{x}|y)) / (p(\mathbf{x})) \quad (4)$$

式中: $p(y)$ 为故障类型对应的先验概率,由历史样本分析获得; $p(y|\mathbf{x})$ 为故障类型对应的后验概率,反映了历史样本数据对测试数据的影响。

对于多个分类器的问题,则需要建立多分类器的后验概率组合。假定测试样本 \mathbf{x} 属于第 i 类,那么其隶属的后验概率为

$$p(i|\mathbf{x}) = \left(\sum_{j=1, j \neq i}^N p_{ij}(i, j|\mathbf{x}) \right) / \left(\sum_{k=1, k \neq i}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N p_{kj}(k, j|\mathbf{x}) \right) \quad (5)$$

式中, $p_{ij}(i, j|\mathbf{x})$ 为二分类器中 \mathbf{x} 隶属于第 i 类的后验概率。

由于

$$\sum_{k=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N p_{kj}(k, j|\mathbf{x}) = N(N-1)/2 \quad (6)$$

因此式(6)可变为

$$p(i|\mathbf{x}) = \left(2 \sum_{j=1, j \neq i}^N p_{ij}(i, j|\mathbf{x}) \right) / (N(N-1)/2) \quad (7)$$

最后利用 10 个二分类器构建多分类机,然后再利用多分类机输出的后验概率进行组合,得到基于后验概率

的多分类机诊断模型,如图 1 所示。该多分类机在样本识别过程中不存在诊断盲区问题,而且避免了训练样本的不对称问题,结构简单、运行效率较高。

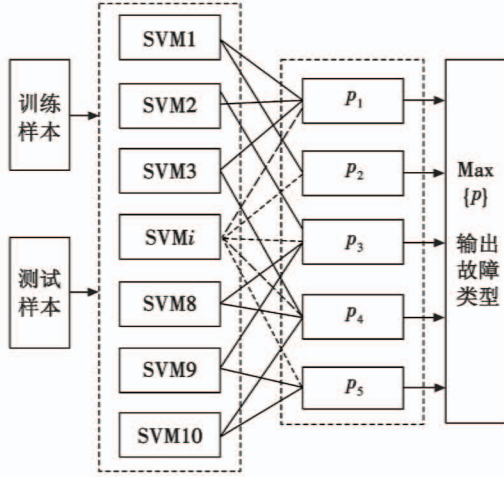


图 1 基于后验概率的多分类支持向量机模型

Fig.1 Multi-class SVM model based on posterior probability

3 舵面执行机构模型及故障诊断仿真

无人机舵面的输入信号由控制律提供,输出信号由其末端的线位移传感器采集。实际中,舵面控制系统是一个高阶非线性环节,其数学模型可以简化为二阶环节,传递函数为^[13]

$$G(s) = \frac{\delta_L(s)}{U(s)} = \frac{k \cdot \omega_n^2}{s^2 + 2 \cdot \xi \cdot \omega_n \cdot s + \omega_n^2} \quad (8)$$

式中: δ_L 是舵面的偏转角; U 是系统输入的控制信号。

飞机的舵面系统主要包括左右副翼、升降舵和方向舵系统。考虑到方向舵的结构具有非对称性,其故障对无人机横向运动的影响明显,因此本文选择以方向舵为例进行仿真分析。

首先建立无人机仿真模型并多次采集其在某高度平飞状态下的方向舵在正常和 4 种故障模式下的输出信号,然后利用第 1 章中的 EEMD 算法对信号数据进行分解,得到一系列对应的 IMF 分量。图 2 显示了方向舵系统在正常和几种典型故障模式下的数据表现形式。

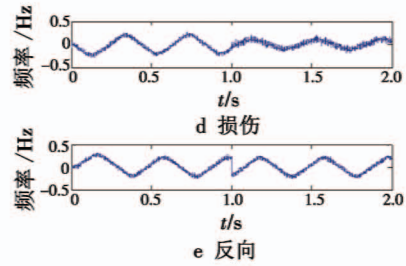
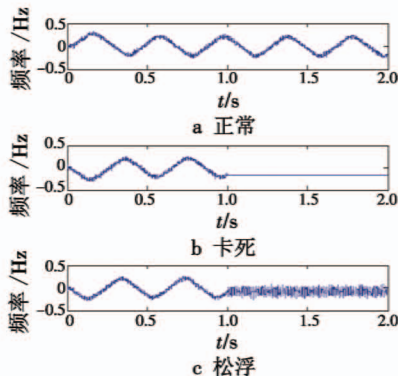


图 2 方向舵输出信号表现形式

Fig.2 Typical output signals of rudder

小波包分解法利用不同频段的小波包系数对应的能量占比对系统输出信号进行特征提取,如图 3 所示。可以看出,分解即使很细,某些能量特征仍不明显,而且故障类型间区分度不大,比如正常状态与松浮状态,卡死状态与损伤状态。

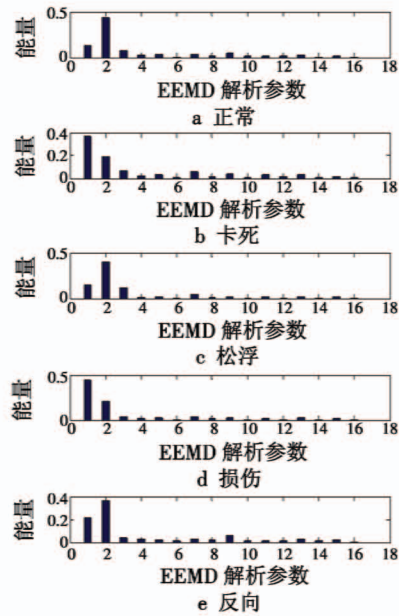


图 3 小波包分解能量特征分布图

Fig.3 Energy distribution by wavelet package decomposition

EEMD 方法根据信号本身的特点自适应地将不同频段内的固有成分分解到不同的 IMF 中之后,直接计算各模态函数对应信号的分立能量作为特征向量,用于故障分类,即

$$E_{s_i} = \int |c_i|^2 dt = \sum_{j=1}^n |c_{i,j}|^2 \quad (9)$$

$$T = [E_{s_1}, E_{s_2}, \dots, E_{s_{i-1}}, E_{s_i}] \quad (10)$$

式中: n 为分解后各阶 IMF 分量中的信号点数; k 为 IMF 分量的数目。

图 4 和图 5 分别给出了方向舵在正常状态和损伤 50% 状态下的 EEMD 分解结果的前 5 个本征模态函数。由图可知,原信号中的噪声和突变点都在 IMF 分量有明显的显示,而且方向舵发生损伤前后的幅频分量在 IMF4 和 IMF5 得到了区分,显示出该算法抑制了

频率混叠现象。

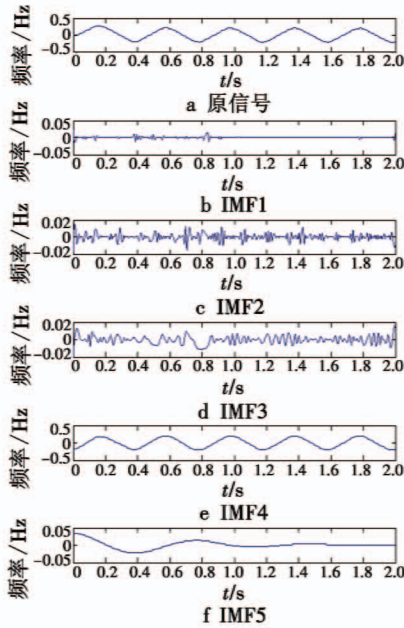


图 4 舵面正常状态下 EEMD 分解结果

Fig. 4 EEMD decomposition of normal rudder

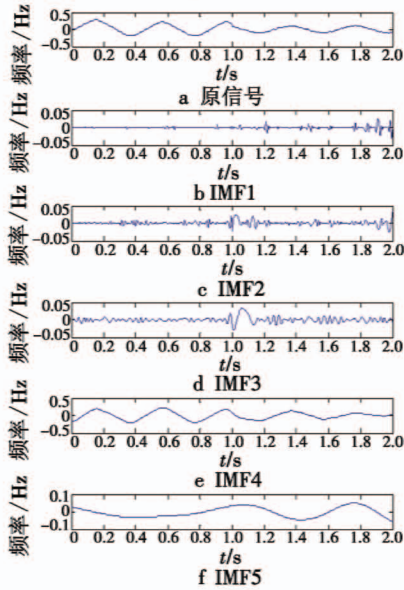


图 5 舵面损伤状态下 EEMD 分解结果

Fig. 5 EEMD decomposition of damaged rudder

然后利用 IMF 计算对应的分立能量作为特征向量,图 6 给出了方向舵系统 5 种状态下的故障特征向量分布,从分布图可以看出,几种状态的特征相对明显,正常状态、松浮状态以及卡死状态等也表现出可区分性。

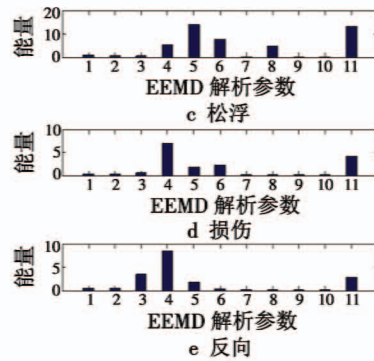
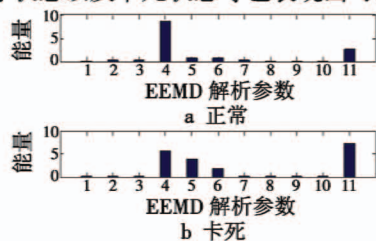


图 6 舵面系统典型状态下的故障特征分布

Fig. 6 Fault characteristics distribution of the rudder system under typical conditions

进行多次仿真采样,最终得到无人机方向舵系统在 5 种状态下的数据各 80 组,对信号进行小波滤波以后,按照第 1 章中的步骤提取特征向量,然后随机选取 60 组样本数据对建立的多分类支持向量机进行训练,并将余下的作为测试样本输入分类机模型进行故障模式识别。

针对核函数直接影响二分类支持向量机的分类效果,本文选择 RBF 核函数

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (11)$$

并利用 10 折交叉验证算法对所有 SVM 分类器进行参数寻优,保证最终的分类效果。作为对比,这里同时使用基于 EMD 分解的多分类算法进行仿真,诊断结果如表 1 所示,本文算法能够较好地地区分出方向舵系统的状态,验证了算法的有效性。

表 1 不同多分类模型的诊断效果

Table 1 Effect of different multi-classification models

特征提取方法	分类结果					分类准确率/ %
	正常	卡死	松浮	损伤	反向	
EMD 多分类方法	18	19	16	17	18	88
EEMD 多分类方法	18	17	20	20	18	93

由表 1 可以看出,EMD 多分类方法的分类效果稍差,这与信号分解出的 IMF 分量数目不同和模式混叠现象有直接的关系,而利用 EEMD 多分类法对方向舵信号的分解较为彻底,因而在故障多分类中具有较好的识别效果。

为比较小波包分解-多分类算法和 EEMD-多分类分解算法对分类性能的影响,分别随机取不同数量的信号样本进行特征提取和多分类机的训练,然后对剩余测试样本进行识别分类;同时为说明 EEMD-多分类算法相比人工神经网络更加适应小样本分类情况,利用两种算法对同种方法提取的不同样本组的特征向量进行测试识别。其中神经网络选用三层神经网络,其输入节点数为 11,隐含层节点数为 18,输出节点数为 5,如[1,0,0,0,0]表示正常状态,[0,0,1,0,0]表

示松浮故障。最终通过对比仿真得到以下分类结果,如表 2 所示。

表 2 不同诊断算法下的分类性能比较

Table 2 Classifying performance of different algorithms

分类方法	训练样本	测试样本	分类准确率/%
神经网络	各 40 组	各 40 组	80.50
	各 20 组	各 60 组	74.16
小波包分解-多分类法	各 40 组	各 40 组	59.38
	各 20 组	各 60 组	47.50
本文方法	各 40 组	各 40 组	90.50
	各 20 组	各 60 组	83.67

结果表明,由于输出信号的频谱范围有限,小波包分解-多分类算法不能有效地进行方向舵信号的特征提取,因此对故障类型的识别效果较差;而利用 EEMD 分解算法进行特征提取,再使用神经网络算法对测试样本的故障类别具有较高的平均识别率。虽然当训练样本不足时,故障分类效果有所降低,但是随着样本数目的不断增加,故障识别率也逐渐改善,这也从侧面验证了 EEMD 分解法对特征提取的有效性。

4 结束语

本文提出基于 EEMD 算法的特征提取和多分类支持向量机的飞机舵面故障诊断方法,利用 EEMD 算法自适应地将信号分解为具有真实意义的本征模态函数,消除了小波包分解对频域划分的不确定性问题,避免了 EMD 分解的模态混频现象;利用基于后验概率的支持向量机分类方法,避免了标准支持向量机绝对的划分,更接近于实际。对舵面故障的 5 种典型工况的识别可以看出,该方法能够不依赖精确的数学模型,仅根据系统的输出信号分析出系统故障类型并达到较高的准确率。由于无人机舵面系统包含执行机构和传感器两部分,其真实输出信号会受到两者的综合作用,因此对于耦合信号的故障诊断将是下一阶段的研究内容。

参考文献

- [1] 马骏,倪世宏,解武杰,等. 确定采样型强跟踪滤波飞机舵面故障诊断与隔离[J]. 控制理论与应用,2015,32(6):734-743.
- [2] 王金福,李富才. 机械故障诊断技术中的信号处理方法:时频分析[J]. 噪声与振动控制,2013,33(3):198-202.
- [3] 何世强,马捷中,曾宪炼. 基于改进混沌神经网络的飞机舵面故障预测研究[J]. 计算机测量与控制,2010,18(5):1011-1013.
- [4] 窦丹丹,姜洪开,何毅娜. 基于信息熵和 SVM 多分类的飞机液压系统故障诊断[J]. 西北工业大学学报,2012,30(4):529-534.
- [5] 李斌,章卫国,宁东方,等. 基于神经网络信息融合的智能故障诊断方法[J]. 计算机仿真,2008,25(6):35-37,58.
- [6] 崔世蒙,陈前. 飞行器液压舵面作动机构故障诊断研究[J]. 计算机测量与控制,2012,20(11):2922-2925.
- [7] 朱宁辉,白晓民,董伟杰. 基于 EEMD 的谢波检测方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(7):92-98.
- [8] 邹尚敏,李世平,程双江. 基于 EMD 和误差匹配的动态测试系统误差溯源[J]. 电光与控制,2015,22(4):92-94,104.
- [9] 郝欢,王华力,魏勤. 经验模态分解理论及其应用[J]. 高技术通讯,2016,26(1):67-80.
- [10] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2008, 1(1):1-41.
- [11] SHIBUYA N, NUKALA B T, RODRIGUEZ A I, et al. A real-time fall detection system using a wearable gait analysis sensor and a Support Vector Machine (SVM) classifier[C]//The 8th International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking(ICMU), 2015: 66-67.
- [12] HANG J, ZHANG J Z, CHENG M. Application of multi-class fuzzy support vector machine classifier for fault diagnosis of wind turbine[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2016, 297(C):128-140.
- [13] 胡芬巧. 基于观测器的飞机舵面故障诊断技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2009.